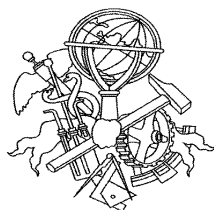


# PROCESSAMENTO DE IMAGEM PARA DETERMINAÇÃO DE DISTRIBUIÇÕES GRANULOMÉTRICAS DE GOTAS NUMA SUSPENSÃO

Luís Manuel Rodrigues Brás



Mestrado em Engenharia Electrotécnica e de Computadores

Área de Especialização de Automação e Sistemas

Departamento de Engenharia Electrotécnica

Instituto Superior de Engenharia do Porto

2008

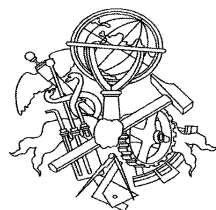


Este relatório satisfaz, parcialmente, os requisitos que constam da Ficha de Disciplina de  
Tese/Dissertação, do 2º ano, do Mestrado em Engenharia Electrotécnica e de  
Computadores

Candidato: Luís Manuel Rodrigues Brás, Nº 1801342, 1801342@isep.ipp.pt

Orientação científica: Professora Doutora Elsa M.<sup>a</sup> de C. Ferreira Gomes, efg@isep.ipp.pt

Co-orientação científica: Professora Doutora M.<sup>a</sup> Margarida M. Ribeiro, mgr@isep.ipp.pt



Mestrado em Engenharia Electrotécnica e de Computadores

Área de Especialização de Automação e Sistemas

Departamento de Engenharia Electrotécnica

Instituto Superior de Engenharia do Porto

23 de Setembro de 2008



## *Agradecimentos*

Agradeço à Professora Doutora Elsa Maria de Carvalho Ferreira Gomes a orientação deste trabalho e o incentivo que me foi dado para a elaboração do mesmo.



## *Resumo*

O processamento de imagem é uma área relevante da ciência da computação, com aplicações em diversos domínios. A análise quantitativa e interpretação de imagens digitalizadas é, actualmente, um instrumento importante em vários domínios científicos. Em sistemas multifásicos, ao nível da Engenharia Química, a aquisição e tratamento de imagens de fases críticas torna-se essencial para a determinação do tamanho das partículas (gotas) e formas das suas distribuições. Na modelação e validação de sistemas líquido-líquido estes são da maior importância, quer para hidrodinâmica, quer para transferência de massa (com ou sem reacção química). Destas, surgem simulações, interpretações e previsões do desempenho de reactores multifásicos.

Frequentemente, tal tratamento é feito por técnicas visuais/manuais, que implicam custos elevados, mão-de-obra intensiva, fadiga e consequentes elevadas taxas de erro. Uma abordagem computacional automatizada tem um potencial definido para um melhor desempenho.

O objectivo do presente trabalho é o desenvolvimento de um algoritmo de discriminação de formas e a classificação por tamanho, usando processamento de imagem, para gotas líquidas em imagens monocromáticas digitalizadas. Foi desenvolvido um programa em Matlab para resolver o problema proposto: detecção de contornos com a subsequente aplicação da Transformada de Hough. Os resultados obtidos com a abordagem usada encorajam a prosseguir novos desenvolvimentos.

### *Palavras-Chave*

sistemas líquido-líquido, processamento de imagem, distribuições de tamanhos de gotas.





## *Abstract*

Image processing is a very relevant area of computer science with applications in many domains. Quantitative analysis and interpretation of digitized images is currently an important tool in several scientific domains. In multiphase systems, in Chemical Engineering, the acquisition and treatment of images of particulate phases become essential for the calculation of particle size (drops) and shape distributions. In the modelling and validation of liquid-liquid systems these are of major importance either for hydrodynamic and mass transfer (with or without chemical reaction). From these arise simulation, interpretation and performance predictions of multiphase reactors

Often, such a treatment is undertaken by visual/manual techniques which imply high costs, intensive labour, weariness build-up and consequent high error rates. A fully automated computational approach has a definite potential for better performance.

The aim of the present work is the development of shape discrimination and size classification algorithms, using image processing, for liquid drops in monochromatic digitized frames. A Matlab program has been developed to solve the given problem: contours' detection with the following application of Hough's Transform. The results obtained with the used approach encourage prosecuting new developments.

### *Keywords*

liquid-liquid systems, image processing, drop size distributions



## *Résumé*

Traitement de l'image est un domaine très important de la science de computation ayant des applications dans de nombreux domaines. L'analyse quantitative et l'interprétation des images numérisées est actuellement un outil important dans plusieurs domaines scientifiques. En multi-systèmes en génie chimique, l'acquisition et de traitement d'images de phases critique devenu essentiel pour le calcul de la taille des particules (gouttes) et la forme des distributions. Dans la modélisation et validation de liquide-liquide ces systèmes sont de la plus grande importance soit pour hydrodynamique et le transfert de masse (avec ou sans réaction chimique). De ces simulations se posent, l'interprétation et la performance des prévisions de réacteurs multiphasiques.

Souvent, un tel traitement est entrepris par visuels / manuels des techniques qui impliquent des coûts élevés, intensité du travail, la fatigue mise en place et, par conséquent, les taux d'erreur élevé. Une approche entièrement automatisé il y a un potentiel défini pour une meilleure performance.

L'objectif du présent travail est le développement de un algorithme de discrimination de formes et classification, de la taille, avec le use de traitement de l'image, pour gouttes liquides en images numérisées monochromatiques. Il y a développée un programme en Matlab pour résoudre le problème propos: détection de contours avec la subséquente application de la Transformé de Hough. Les résultats obtenus avec l'abordage utilisé encouragent à poursuivre nouveaux développements.

### *Mots-clés*

systèmes liquide-liquide, traitement de l'image, la taille des distributions des gouttes



# Índice

<b>AGRADECIMENTOS .....</b>	<b>I</b>
<b>RESUMO .....</b>	<b>III</b>
<b>ABSTRACT .....</b>	<b>V</b>
<b>RÉSUMÉ.....</b>	<b>VII</b>
<b>ÍNDICE .....</b>	<b>IX</b>
<b>ÍNDICE DE FIGURAS .....</b>	<b>X</b>
<b>ÍNDICE DE TABELAS .....</b>	<b>XIII</b>
<b>1. ENQUADRAMENTO E DEFINIÇÃO DO PROBLEMA.....</b>	<b>15</b>
1.1. DEFINIÇÃO DO PROBLEMA NO CONTEXTO DE UM PROGRAMA DE INVESTIGAÇÃO MAIS VASTO.....	15
1.2. IMPORTÂNCIA DAS DISTRIBUIÇÕES DE CALIBRES DE GOTAS NO ESTUDO DAS DISPERSÕES LÍQUIDO - LÍQUIDO .....	17
1.3. TÉCNICA EXPERIMENTAL UTILIZADA PARA A CAPTAÇÃO DAS IMAGENS E DETERMINAÇÃO DOS HISTOGRAMAS DE CALIBRE DAS GOTAS.....	18
1.4. OBJECTIVO, PLANO DO TRABALHO E ORGANIZAÇÃO DO RELATÓRIO.....	20
<b>2. FUNDAMENTOS TEÓRICOS E EXPERIMENTAÇÃO EXPLORATIVA .....</b>	<b>21</b>
2.1. INTRODUÇÃO .....	21
2.2. TRANSFORMADA DE HOUGH.....	22
2.3. TESTES PRELIMINARES DE DETECÇÃO DE CONTORNOS.....	24
2.4. CONCLUSÃO .....	44
<b>3. PROPOSTA DE SOLUÇÃO .....</b>	<b>45</b>
3.1. INTRODUÇÃO .....	45
3.2. PRIMEIRA FASE: PREPARAÇÃO .....	46
3.3. SEGUNDA FASE: DETECÇÃO .....	64
<b>4. DISCUSSÃO DE RESULTADOS E CONCLUSÕES.....</b>	<b>99</b>
4.1. RESULTADOS .....	99
4.2. CONCLUSÕES E TRABALHO FUTURO.....	103
<b>REFERÊNCIAS DOCUMENTAIS .....</b>	<b>104</b>

## Índice de Figuras

Figura 1: Instalação piloto misturador-decantador a funcionar em regime contínuo.....	17
Figura 2: Apresentação das interfaces do software de controlo da câmara de vídeo .....	19
Figura 3: Imagem original adquirida.....	21
Figura 4: Contornos duma gota: com orlas internas e sem orlas internas .....	22
Figura 5: Transformada de Hough .....	23
Figura 6: Ilustração gráfica do <i>array</i> .....	24
Figura 7: Convolução .....	25
Figura 8: <i>Kernel</i> Gaussiano.....	26
Figura 9: Efeito da suavização na derivação do sinal.....	27
Figura 10: Gradiente.....	28
Figura 11: Operadores derivativos .....	29
Figura 12: Redução do número de operações.....	30
Figura 13: Derivação do Gaussiano .....	31
Figura 14: Classificação das direcções.....	32
Figura 15: Supressão de não máximo.....	33
Figura 16: Exemplo da aplicação de supressão de não máximo .....	33
Figura 17: Predição do próximo pixel de <i>edge</i> .....	34
Figura 18: <i>Hysteresis thresholding</i> .....	34
Figura 19: Detector de orlas Canny.....	35
Figura 20: Resultado obtido com o método Canny .....	36
Figura 21: <i>Kernels</i> Prewitt e Sobel.....	37
Figura 22: Detector de orlas Sobel .....	38
Figura 23: Resultado obtido com o método Sobel .....	39
Figura 24: Laplaciano de Gaussiano .....	41
Figura 25: <i>Kernel</i> Gaussiano, derivadas parciais e Laplaciano de Gaussiano .....	41
Figura 26: Ilustração gráfica do método.....	42
Figura 27: Detector de orlas Marr-Hildreth.....	43
Figura 28: Resultado obtido com o método Marr-Hildreth.....	43
Figura 29: Fases do processo.....	46

Figura 30: Corte duma gota.....	47
Figura 31: Corte e vista perpendicular .....	47
Figura 32: Perfil do sinal (Canny, Sobel e Marr-Hildreth) .....	48
Figura 33: Grandezas associadas ao sinal .....	49
Figura 34: Parâmetros das descidas .....	50
Figura 35: Imagem filtrada.....	51
Figura 36: <i>Kernel</i> Gaussiano.....	52
Figura 37: <i>Kernel</i> discreto.....	52
Figura 38: <i>Kernel</i> discreto de base e $\sigma$ iguais a 5.....	53
Figura 39: Aproximação às diferenças das derivadas .....	55
Figura 40: Ponto de inflexão .....	57
Figura 41: Imagem de contornos Ia.....	59
Figura 42: Imagem de contornos Ib .....	59
Figura 43: Densidade de pixéis de contorno .....	60
Figura 44: Pixel isolado.....	61
Figura 45: Imagem de contornos.....	62
Figura 46: Diagrama geral.....	63
Figura 47: Esquema de votação .....	64
Figura 48: Coordenadas polares.....	65
Figura 49: Votação de 180 graus.....	66
Figura 50: Incerteza de localização .....	66
Figura 51: Votação inútil.....	67
Figura 52: Irregularidade dos contornos .....	67
Figura 53: Representação gráfica dos contornos.....	68
Figura 54: Parâmetros geométricos.....	70
Figura 55: Aplicação da Transformada de Hough a um pixel de contorno.....	71
Figura 56: Matriz de votos gerada com $r_2=32$ pixel e $k=0,33$ .....	72
Figura 57: Sobredimensionamento da matriz de votos .....	73
Figura 58: Panorâmica geral da votação .....	74
Figura 59: Variação do sinal e direcção do gradiente na direcção X .....	76
Figura 60: Variação do sinal e direcção do gradiente na direcção Y .....	77
Figura 61: Quadrantes de votação teóricos .....	78
Figura 62: Pares de quadrantes de votação .....	79
Figura 63: Contexto de votação .....	81
Figura 64: Ruído estatístico.....	82

Figura 65: Factor de amortecimento.....	83
Figura 66: Ruído estatístico amortecido.....	84
Figura 67: Probabilidade de contorno .....	84
Figura 68: Factor de sensibilidade.....	86
Figura 69: Determinação do factor de sensibilidade em função do raio .....	87
Figura 70: Ponderação das zonas periféricas.....	88
Figura 71: Determinação do centro mais votado.....	89
Figura 72: Erosão .....	91
Figura 73: Ponderação do factor de sensibilidade.....	92
Figura 74: Sequência de operações .....	93
Figura 75: Imagem resultado.....	96
Figura 76: Diagrama de fluxo simplificado: preparação.....	97
Figura 77: Diagrama de fluxo simplificado: detecção .....	98
Figura 78: Gotas detectadas pelo programa. ....	100
Figura 79: Algumas imagens processadas.....	102



## *Índice de Tabelas*

Tabela 1: <i>precision</i> e <i>recall</i> para diferentes raios em duas imagens .....	101
--	-----



# 1. ENQUADRAMENTO E DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

Neste capítulo apresenta-se o caso de estudo e o seu enquadramento no âmbito de um projecto mais vasto de investigação. Explica-se a importância do conhecimento das distribuições de calibres de gotas no estudo das dispersões líquido-líquido. Refere-se ainda a utilização anterior de uma técnica experimental utilizada para a captação das imagens e determinação dos histogramas de calibre das gotas e a motivação para propor um novo algoritmo capaz de responder às necessidades do grupo de investigação.

## **1.1. DEFINIÇÃO DO PROBLEMA NO CONTEXTO DE UM PROGRAMA DE INVESTIGAÇÃO MAIS VASTO**

O presente projecto insere-se num programa de investigação mais vasto realizada pelo grupo de investigação Modelação e Simulação de Processos Multifásicos – SIPROM que desenvolve a seu trabalho num laboratório do Instituto Superior de Engenharia do Porto. Este grupo está, presentemente, integrado no CIGAR/FEUP (Centro de Investigação Geo-Ambiental e Recursos) como um pólo independente desde Março 2007, tendo integrado o CIEA/ISEP (Centro de Investigação em Engenharia Aplicada) desde 1995 até 2006.

Este grupo desenvolve modelos e algoritmos para a simulação de vasos agitados, misturadores - decantadores de fluxo horizontal e colunas agitadas sendo, para isso, necessário a medição e interpretação do comportamento hidrodinâmico das dispersões líquido – líquido. Um dos parâmetros mais importantes, conforme se explica mais abaixo neste texto, é a distribuição de diâmetros de gotas na dispersão líquido - líquido.

Neste contexto e resultante do trabalho de Ribeiro [2], dispõe-se de um vasto arquivo de imagens das distribuições de calibres de gotas obtidas experimentalmente numa dispersão líquido-líquido em vaso agitado e respectivos histogramas de distribuições de calibres das gotas obtidas por um processo de contagem e medida do diâmetro das gotas semi-automático (que consiste na identificação, pelo operador, de cada gota e determinação do seu diâmetro marcando 3 pontos distintos da fronteira. Operação esta que é repetida para todos *frames*).

É sobre estas imagens que se pretende conceber e implementar um sistema automático de identificação e medida dos calibres das gotas e posterior calibração do processo contra os histogramas já referidos, de forma a se obter um processo que permita determinar as distribuições de calibres de gotas em imagens de outras dispersões líquido-líquido de forma mais simples, menos morosa e menos dependente do operador.

Na Figura 1 mostra-se a instalação experimental e o sistema de aquisição de imagens que foi utilizado para a obtenção do arquivo de imagens que são utilizadas neste trabalho.



**Figura 1** Instalação piloto misturador-decantador a funcionar em regime contínuo

## **1.2. IMPORTÂNCIA DAS DISTRIBUIÇÕES DE CALIBRES DE GOTAS NO ESTUDO DAS DISPERSÕES LÍQUIDO - LÍQUIDO**

Conforme referido em Ribeiro [2], o conhecimento do diâmetro das gotas em extracção líquido-líquido é exigido como a base de cálculos de projectos afectados pela hidrodinâmica e a transferência de massa, porque a área interfacial e o coeficiente de transferência de massa estão directamente relacionados com o diâmetro das gotas. Uma vez que as medidas experimentais de determinação da distribuição de diâmetros de gotas são, infelizmente, difíceis e morosas, os modelos simples são baseados nos valores médios de área interfacial, que é geralmente determinada a partir da taxa de retenção média da fase dispersa e do diâmetro médio das gotas. Cálculos mais exactos requerem, porém, a informação sobre a distribuição do diâmetro das gotas e a distribuição das taxas de retenção.

A distribuição de diâmetros das gotas tem sido o aspecto mais extensamente estudado em misturas líquido-líquido em vasos agitados. Mesmo assim, a aplicação de técnicas experimentais para determinação de distribuição de calibres das gotas é sempre difícil. Esta é uma área muito atractiva para a investigação, em que a teoria e a modelagem das características das gotas provaram ser relativamente bem sucedidas, mesmo para processos complexos (como processos de coalescência – dispersão).

Os primeiros estudos para a determinação de distribuições de calibres de gotas foram conduzidos em condições de baixos volumes de fracção de fase dispersa. Nestas condições, é relativamente mais simples a obtenção de medidas experimentais e também a modelagem de diâmetros de gotas. À medida que a modelagem e as técnicas de medida evoluíram, este estudo expandiu-se para incluir volumes mais elevados de fracção de fase dispersa e considerar a influência das propriedades físicas de ambas as fases.

### **1.3. TÉCNICA EXPERIMENTAL UTILIZADA PARA A CAPTAÇÃO DAS IMAGENS E DETERMINAÇÃO DOS HISTOGRAMAS DE CALIBRE DAS GOTAS**

Durante as últimas décadas, diversas técnicas de medida da distribuição dos diâmetros de gotas têm sido desenvolvidas por adaptação de técnicas de medida do calibre de partículas. Muito se evoluiu neste campo, sendo possível o uso de câmaras fotográficas digitais, de métodos mais exigentes de digitalização de fotografias e de câmaras de vídeo. Sem dúvida a câmara de vídeo digital veio agilizar o tratamento informático de imagem e permitir uma monitorização quase contínua, a ponto de ser possível o estudo em regime transitório. Quando se trata de aquisição de imagem através da parede do vaso (processo não invasivo), persiste a mesma dificuldade já conhecida para fotografia, que é a de obtenção de imagens de qualidade para fracções de fase dispersa elevadas que permita uma determinação rápida e precisa das medidas de distribuição de calibres de gotas.

A técnica que se utilizou para a captação de imagens foi baseada na aquisição de imagem pela utilização de câmara de vídeo e de lupa estereoscópica. Esta técnica foi iniciada, com muito sucesso, por Pacek *et al.* [12], usando uma sonda intrusiva, para a iluminação. Esta sonda, no entanto, provoca perturbações na hidrodinâmica da mistura, circunstância que constitui um dos aspectos em que neste projecto se inovou. Assim, desenvolveu-se uma técnica de aquisição de imagens, em que a iluminação proveio, apenas, do exterior do vaso.

O facto de os objectos que se pretenderam filmar (gotas) se apresentarem, por um lado, em movimento aleatório e, por outro, com sobreposição (i.e. diversos objectos no mesmo percurso óptico) aumentou a dificuldade de utilização das câmaras vídeo e sistemas de iluminação comuns. As condições experimentais em que se trabalhou (como o diâmetro do vaso, relação entre fases, condições de mistura, condições de iluminação e tipo de câmara de vídeo) conduziram à obtenção de imagens com diferentes planos de profundidade, originando imagens com sobreposição de gotas e com ruído resultante de gotas existentes em planos pouco focados.

A Figura 2 mostra o pormenor da apresentação das interfaces do software de controlo da câmara de vídeo.



**Figura 2 Apresentação das interfaces do software de controlo da câmara de vídeo**

Devido ao tipo de imagens que foram possíveis captar, verificou-se ser necessário proceder a um tratamento de imagem que permitisse aperfeiçoar a definição do contorno das gotas e eliminar ruídos. Após diversos ensaios, com programas de aquisição de imagens comerciais, optou-se pela utilização do programa *Scion Image for Windows* por ser gratuito e não ter apresentado nenhuma desvantagem relativamente aos restantes. Optou-se ainda por trabalhar com o utilitário de processamento de imagem do *Matlab (Matworks)*, para a identificação e cálculo dos diâmetros das gotas.

#### **1.4. OBJECTIVO, PLANO DO TRABALHO E ORGANIZAÇÃO DO RELATÓRIO**

O processo semi-automático de detecção de gotas, descrito na secção anterior, é um processo moroso e cansativo para o utilizador na medida em que obriga à identificação e marcação manuais de cada gota. Por outro lado, o aperfeiçoamento dos contornos das gotas e, por consequência, a determinação de seu diâmetro de forma automática não foram de todo conseguidos. O objectivo do trabalho que se apresenta nesta dissertação é pois a detecção e classificação de gotas, quanto aos seus diâmetros, num conjunto de imagens captadas em laboratório, usando técnicas de processamento de imagem. Assim, foi desenvolvido um programa em Matlab para tratar o problema proposto. Este programa é composto por duas fases. Na primeira fase, a preparação, procede à detecção dos contornos das gotas nas imagens originais. Na segunda fase, a detecção, aplica a Transformada de Hough para detectar as gotas a partir dos contornos.

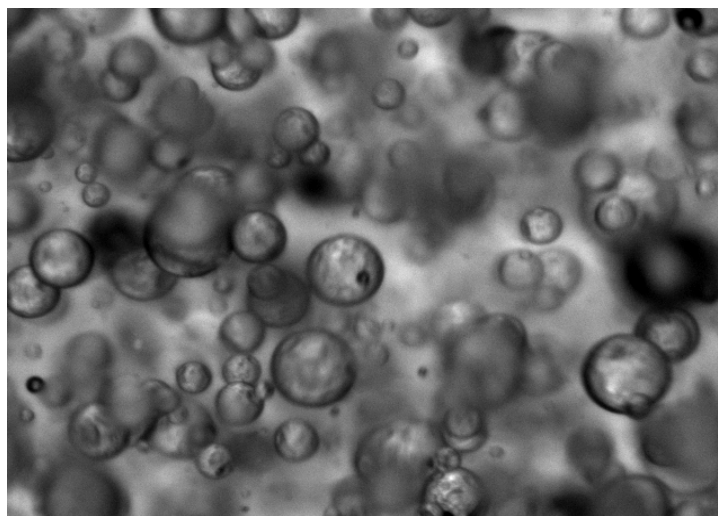
No capítulo 2 descreve-se a estratégia adoptada bem como a experimentação explorativa efectuada. No capítulo 3 descreve-se o algoritmo e finalmente, no capítulo 4, relatam-se os resultados e as conclusões.



## 2. FUNDAMENTOS TEÓRICOS E EXPERIMENTAÇÃO EXPLORATIVA

### 2.1. INTRODUÇÃO

Como foi referido no capítulo 1, o ambiente experimental em que se trabalhou conduziu à aquisição de imagens pouco nítidas com diferentes planos de profundidade, originando imagens com sobreposição de gotas e com ruído resultante de gotas existentes em planos pouco focados, tal como é mostrado na Figura 3.



**Figura 3 Imagem original adquirida**

A solução para minimizar a sobreposição poderia passar pela emulação dum ambiente de aquisição bidimensional, através da redução da profundidade do vaso onde decorre a experiência, sendo as fotografias efectuadas na zona de menor profundidade. Outra abordagem, à semelhança de aquisição de imagens por ressonância magnética, poderia passar pela utilização de técnicas de aquisição e processamento de sucessivos planos da vista em causa. Nestas circunstâncias cada plano representaria uma imagem bidimensional.

Embora as técnicas de processamento de imagem orientadas a duas dimensões não sejam, possivelmente, as mais adequadas à resolução do problema em causa, as actuais condições laboratoriais de ensaio e de aquisição de imagens condicionaram à sua utilização. Refira-se que este trabalho, tendo por objectivo processar informação de imagens já obtidas por uma equipa no laboratório, não se debruçou sobre o método de aquisição.

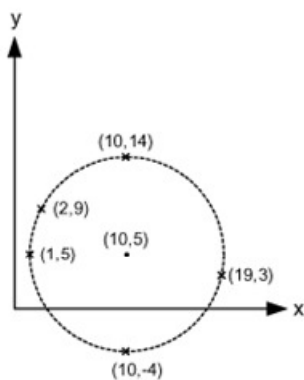
A estratégia adoptada para resolver o problema proposto nas condições descritas, orientou-se para a procura duma técnica de detecção de orlas ou *edges* (curva definida por variações bruscas de intensidade), baseada em derivação, que permitisse obter os contornos das gotas com exclusão das orlas internas, à semelhança da imagem direita da Figura 4, de forma a tornar viável a aplicação subsequente da Transformada de Hough.



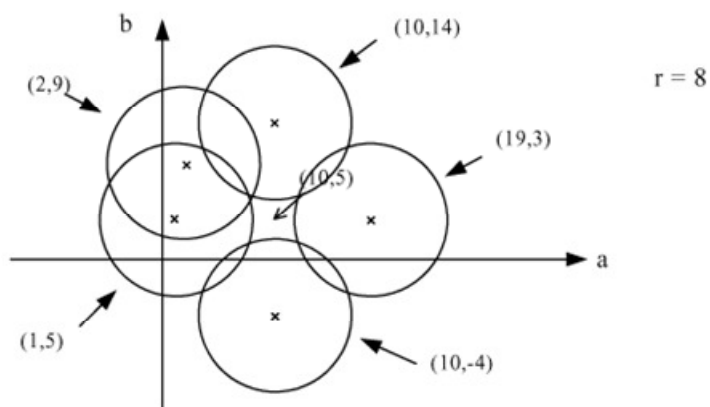
**Figura 4** Contornos duma gota: com orlas internas e sem orlas internas

## **2.2. TRANSFORMADA DE HOUGH**

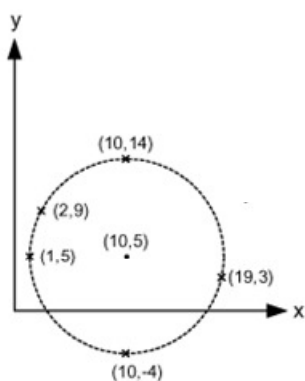
A Transformada de Hough é bastante usada para detectar linhas e círculos [5]. No caso da detecção de círculos, conforme é ilustrado na Figura 5, cada ponto do espaço de coordenadas  $(x, y)$  vota, concentricamente, em todos os pontos do espaço paramétrico  $(a, b)$  que, hipoteticamente, sejam centros de círculos aos quais possa pertencer. Após o processo de votação, o centro do círculo corresponderá ao ponto mais votado.



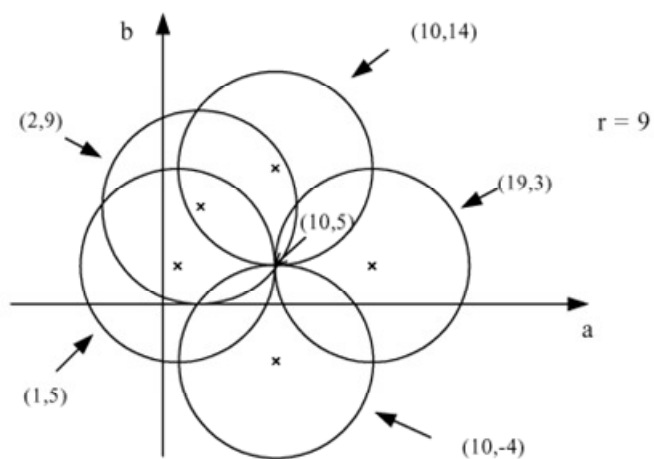
Espaço de coordenadas:  
com círculo de raio 8



Espaço paramétrico:  
não há pico de convergência



Espaço de coordenadas:  
com círculo de raio 9

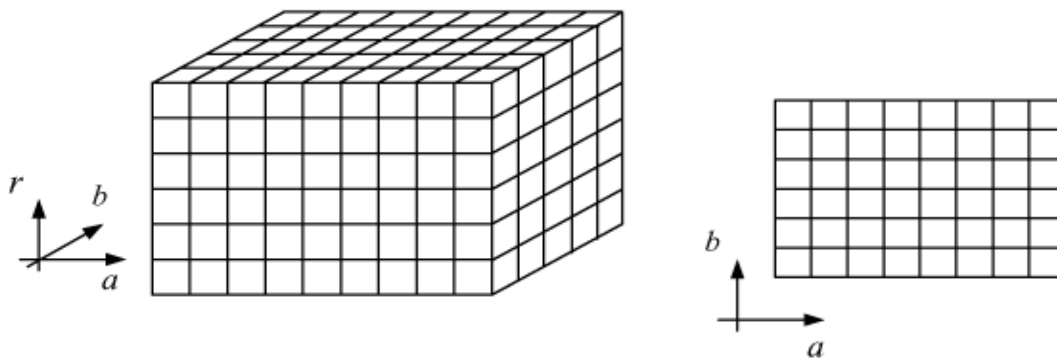


Espaço paramétrico:  
há pico de convergência

Figura 5 Transformada de Hough

A implementação deste processo implica, geralmente, o uso dum vector (*array*) tridimensional que acumule as sucessivas votações. As coordenadas dos picos do *array* tridimensional fornecem as coordenadas dos centros dos círculos e o valor correspondente dos seus raios. Se o raio for conhecido antecipadamente, é necessário, unicamente, um *array* bidimensional. A Figura 6 ilustra graficamente esta descrição.

Como neste trabalho foi adoptado uma metodologia que se baseia na avaliação imediata da votação efectuada por cada pixel de *edge*, para um conjunto definido de raios de teste, não sendo necessário guardar a informação para memória futura, foi adoptado um *array* bidimensional. Este processo evita que seja necessário recorrer a máquinas com muita memória.



**Figura 6 Ilustração gráfica do *array***

### **2.3. TESTES PRELIMINARES DE DETECÇÃO DE CONTORNOS**

Com o objectivo de obter contornos de gotas com exclusão das orlas internas, foram testadas algumas técnicas conhecidas de detecção de orlas por derivação, quer de 1ª ordem, por avaliação do valor absoluto da variação dos declives, quer de 2ª ordem, por detecção de passagem por zero.

Apresentam-se os resultados da aplicação de três métodos conhecidos: Canny, Sobel, e Marr-Hildreth, a uma das imagens que se pretendia tratar (Figura 3), bem como a descrição compactada de cada um deles [4], [5], [6]. Dos três métodos que se aplicaram o de Canny é aquele que é teoricamente mais abrangente, com explanações teóricas extensíveis aos outros métodos.

### 2.3.1. DETECTOR DE ORLAS: CANNY

Trata-se, dum método de detecção de orlas, de 1ª ordem, por avaliação do valor absoluto da variação dos declives, com um algoritmo constituído por quatro passos distintos, sendo considerado o melhor [5].

– 1º Passo.

Tipicamente as imagens têm ruído que se revela forte no processo de diferenciação usado nos métodos de detecção de orlas de 1ª ordem. Para reduzir o seu efeito perturbador, a imagem  $I$  é, inicialmente, suavizada (*smooth*) com um filtro passa baixo (filtra as

frequências altas) Gaussiano,  $G_{\sigma} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$ , obtendo-se a imagem suavizada  $S$ ,

através da convolução de  $G_{\sigma}$  com  $I$ , tal que  $S = G_{\sigma} * I$ .

As operações de convolução podem ser esquematizada da seguinte forma:

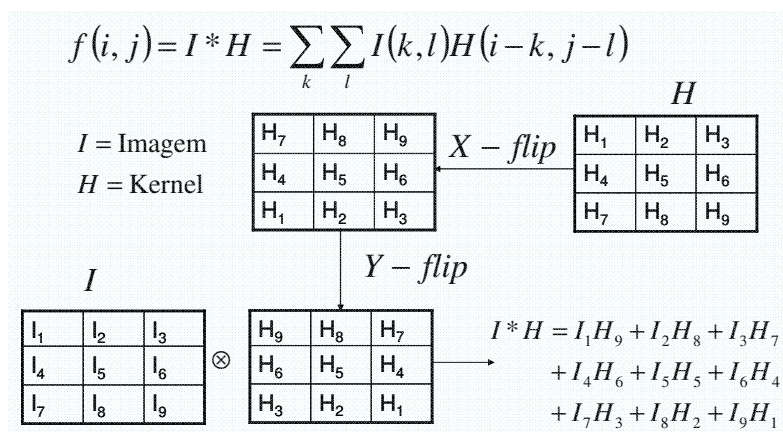
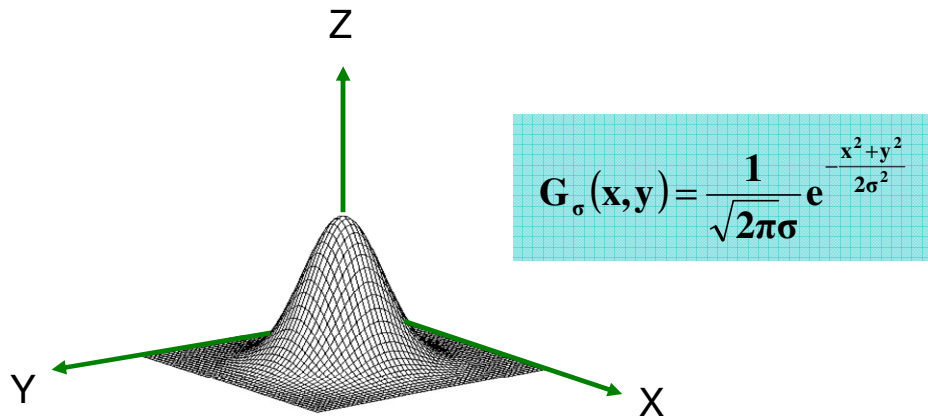


Figura 7 Convolução

Os filtros Gaussianos, devido às suas características e versatilidade, são cada vez mais utilizados em operações de suavização. Podem ser modulados pelo valor de  $\sigma$  adaptando-se com facilidade a vários cenários. As suas características estão descritas na Figura 8.

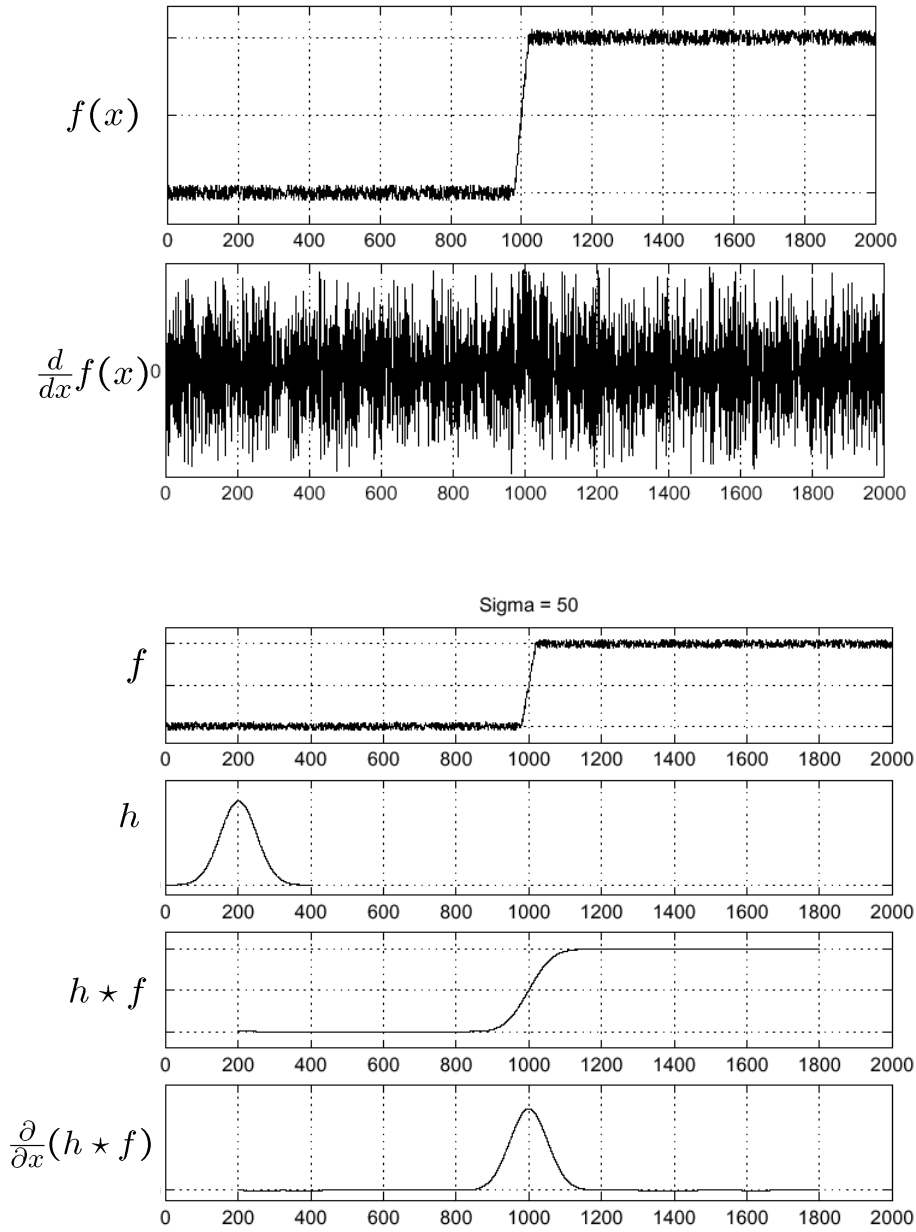


Propriedades:

- Modelo natural mais comum.
- A Transformada de Fourier dum Gaussiano é um Gaussiano.
- A convolução dum Gaussiano consigo próprio é um Gaussiano.
- Filtro separável (Gaussiano 2-D pode ser separado em dois Gaussianos 1-D)
- Há células no olho humano que executam uma filtragem Gaussiana.

**Figura 8 Kernel Gaussiano**

A Figura 9, mostra como as operações de suavização minimizam, na fase de derivação do sinal, as perturbações causadas pelo ruído, aumentando a probabilidade de se detectarem orlas correctas.

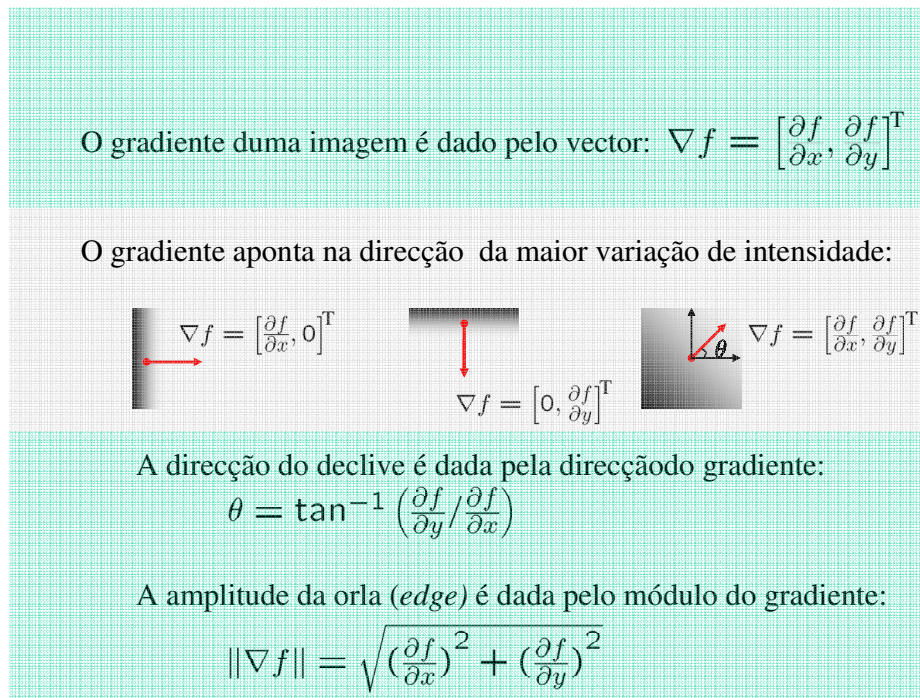


**Figura 9** Efeito da suavização na derivação do sinal

– 2º Passo.

Após a suavização, é calculado o gradiente  $\nabla S = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x} S & \frac{\partial}{\partial y} S \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} S_x & S_y \end{bmatrix}^T$  da imagem suavizada  $S$ , através da sua convolução com um operador derivativo.

Na Figura 10 definem-se as grandezas associadas ao gradiente da imagem, relevantes na detecção de orlas.



**Figura 10 Gradiente**

A Figura 11 resume as características de alguns pares de *kernels* de convolução que podem ser utilizados como operadores derivativos: o *kernel* Gx estima o gradiente na direcção X (colunas) e o *kernel* Gy, estima gradiente na direcção Y (linhas). Para além da equação de diferenças que define a aproximação do gradiente, assinala-se a posição dos pontos médios correspondentes à melhor aproximação geométrica.

Os *kernels*  $\begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$  e  $\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix}$  permitem, por cada dois pares de pixéis, referenciar nas mesmas coordenadas os valores dos gradientes de ambas as direcções.



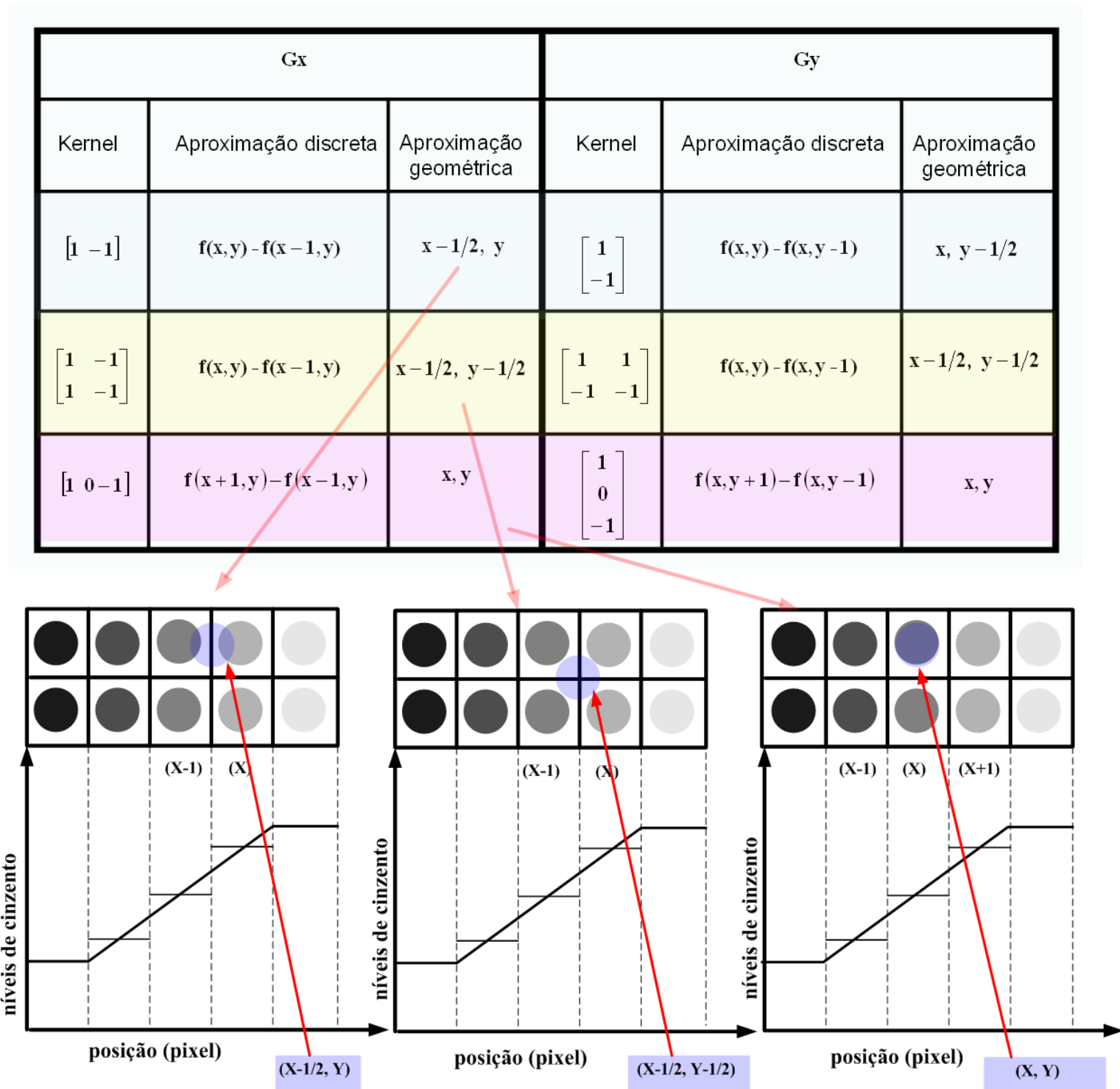
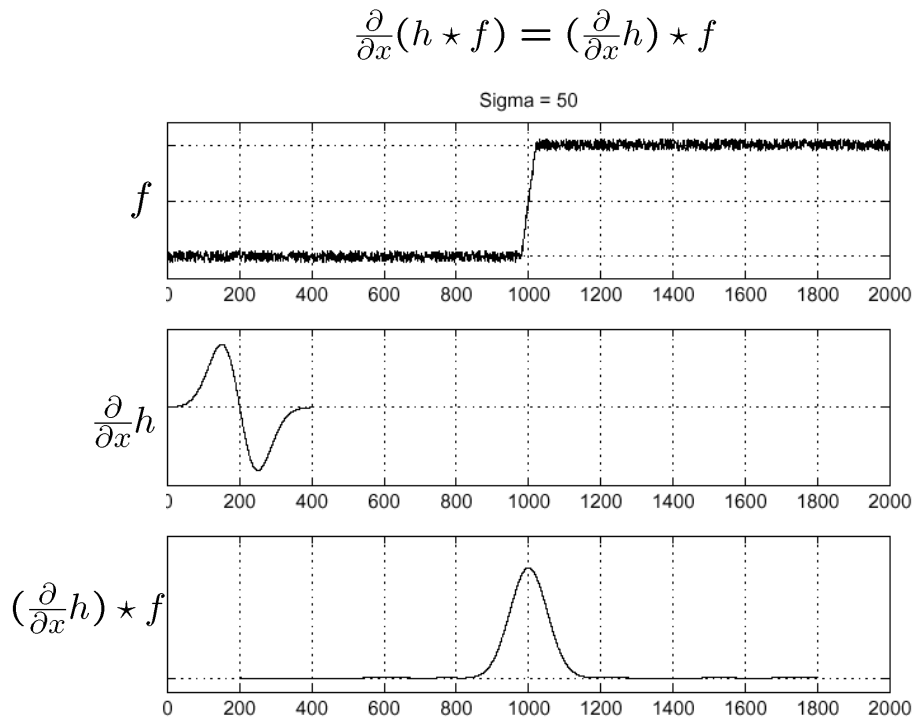


Figura 11 Operadores derivativos

De acordo com o teorema da convolução,  $\frac{\partial}{\partial x}(h * I) = \left(\frac{\partial}{\partial x}h\right) * I$ , as operações referidas anteriormente equivalem a derivar inicialmente o *kernel* Gaussiano, seguido da convolução com a imagem, ou seja,  $\nabla S = \nabla(G_\sigma * I) = \nabla G_\sigma * I$ .

Esta propriedade, ilustrada na Figura 12, permite diminuir o número de operações, o que para componentes de grande dimensão poderá significar uma redução importante no tempo de processamento.



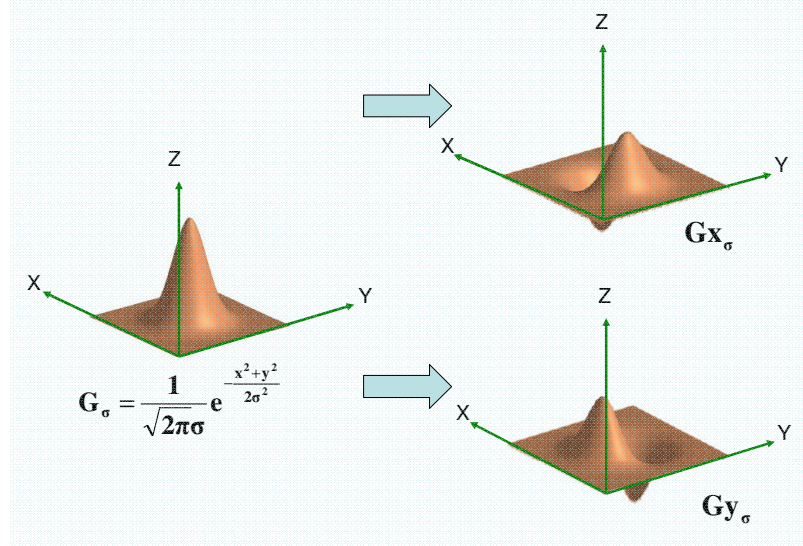
**Figura 12 Redução do número de operações**

Considerando as direcções X e Y e as consequentes derivadas parciais então, de acordo com o teorema da convolução,  $\nabla S = \left[ \frac{\partial G_\sigma}{\partial x} * I \quad \frac{\partial G_\sigma}{\partial y} * I \right]^T$ , sendo

$$\nabla G_\sigma = \left[ \frac{\partial G_\sigma}{\partial x} \quad \frac{\partial G_\sigma}{\partial y} \right]^T \text{ designado por operador Canny.}$$

O algoritmo do detector Canny é baseado em critérios de boa detecção, boa localização e eliminação de respostas múltiplas. De acordo com Canny, o filtro óptimo que satisfaz os três critérios referidos pode ser aproximado pela 1ª derivada da função Gaussiana.

A figura seguinte ilustra graficamente as componentes parciais resultantes da derivação do *kernel*, sendo  $\frac{\partial G_{\sigma}}{\partial x}$  designado por  $Gx_{\sigma}$  e  $\frac{\partial G_{\sigma}}{\partial y}$  designado por  $Gy_{\sigma}$ .



**Figura 13 Derivação do Gaussiano**

Um filtro Gaussiano bidimensional (2-D) pode ser separado em dois filtros Gaussianos unidimensionais (1-D): um ao longo da direcção X e outro ao longo da direcção Y. Um filtro Gaussiano pode ser aplicado à imagem através da convolução com um Gaussiano 1-D ao longo de cada linha, seguido duma convolução do resultado, outra vez com o Gaussiano 1-D, ao longo de cada coluna. Cada convolução unidimensional com um operador de  $m$  pixéis requer  $m$  multiplicações por pixel. As duas convoluções unidimensionais requerem  $2 \times m$  multiplicações, o que, para *kernels* maiores, é uma redução significativa em relação às  $m^2$  multiplicações necessárias para uma convolução bidimensional. A separabilidade permite reduzir o nº de operações.

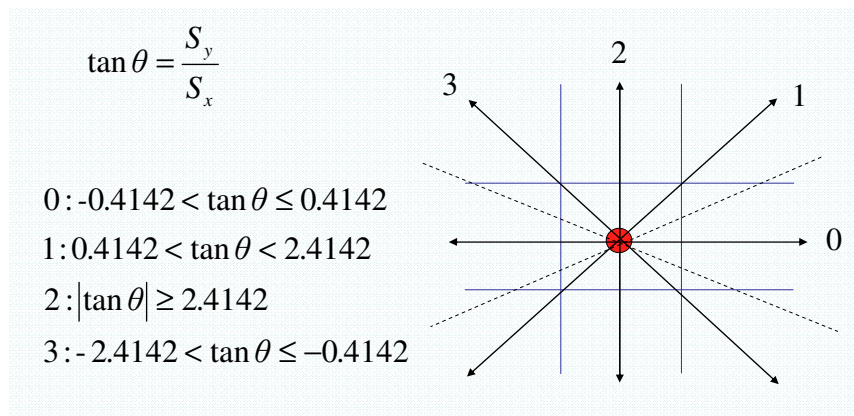
– 3º Passo.

Após o cálculo do vector gradiente são calculadas as suas amplitudes,  $|\nabla S| = \sqrt{S_x^2 + S_y^2}$ , e

as respectivas direcções,  $\theta = \tan^{-1} \frac{S_y}{S_x}$ .

– 4º Passo.

Após o cálculo das direcções do gradiente associadas a cada pixel de *edge*, estas são relacionadas com a direcção que, efectivamente, pode ser traçada na imagem. Cada pixel de *edge* tem apenas quatro “direcções de fuga possíveis”, quando referenciado aos oito pixéis vizinhos: 0° (horizontal), 45° (diagonal positiva), 90° (vertical) e 135° (diagonal negativa). O ângulo do gradiente é enquadrado num de quatro sectores. Na figura seguinte está definida a relação entre o valor da tangente de  $\theta$  ( $\tan \theta$ ) e a “direcção de fuga” respectiva.



**Figura 14 Classificação das direcções**

Após a classificação da direcção associada a cada pixel de *edge* é feita a supressão dos pixéis que não são máximos locais, tomando, estes, o valor zero. Este procedimento elimina os pixéis que não são potenciais pixéis de *edge*. Esta operação, designada por “supressão de não máximo”, é feita ao longo das orlas em “fatias” normais, de acordo com a respectiva “direcção de fuga”, conforme está ilustrado na Figura 15. A Figura 16 exemplifica a sua aplicação: a matriz do lado direito é o resultado da aplicação do algoritmo de “supressão de não máximo” à matriz do lado esquerdo.

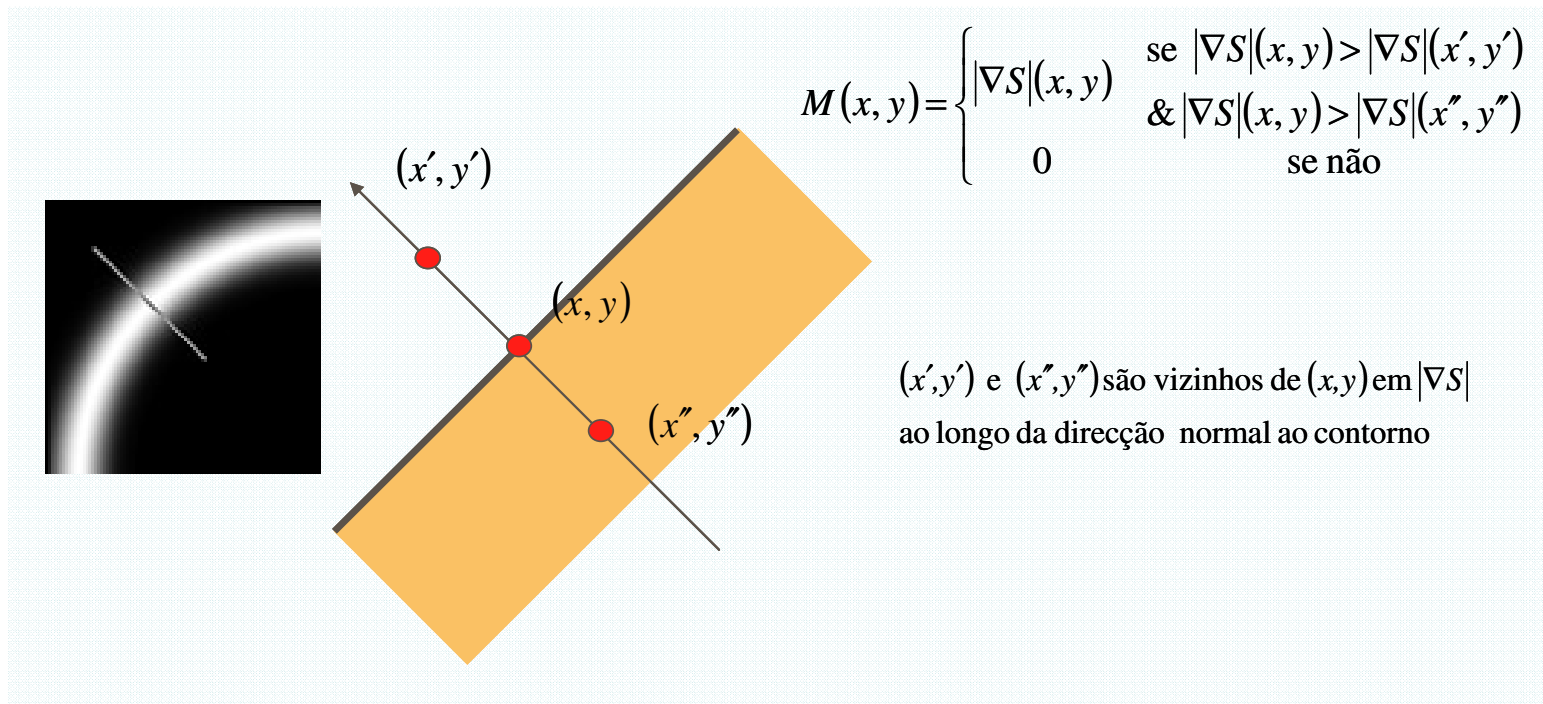


Figura 15 Supressão de não máximo

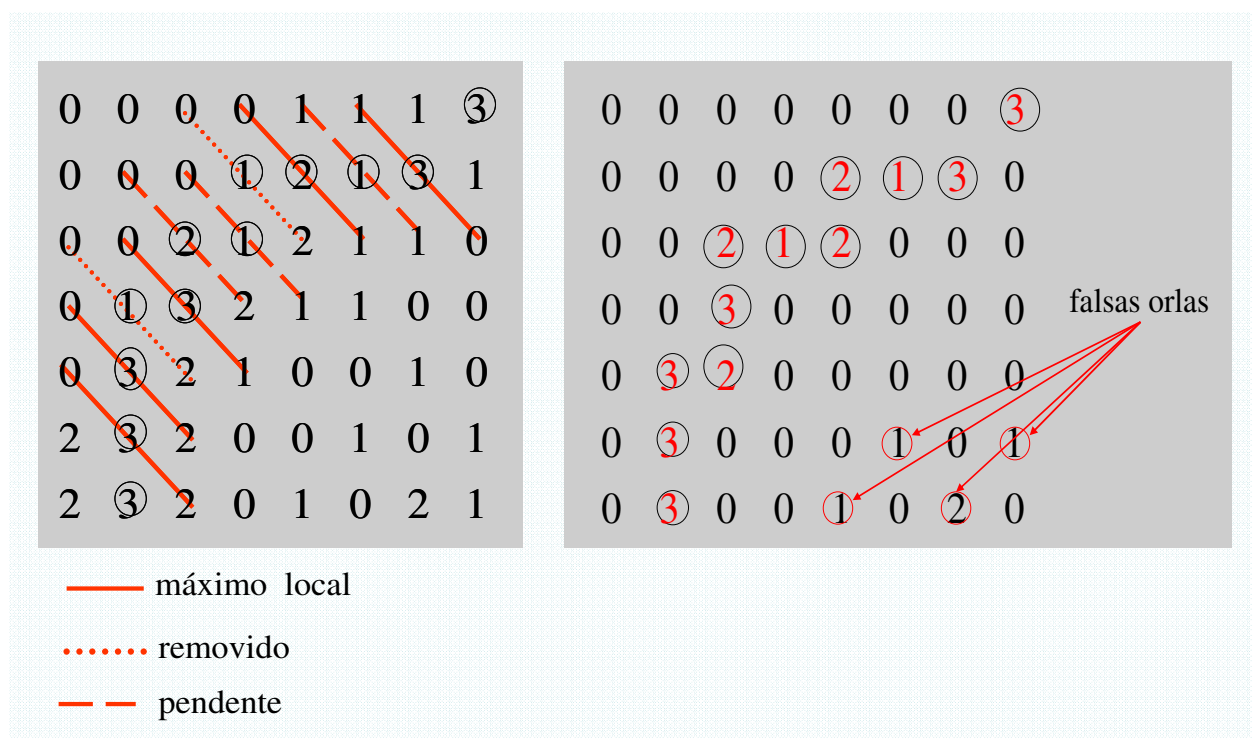
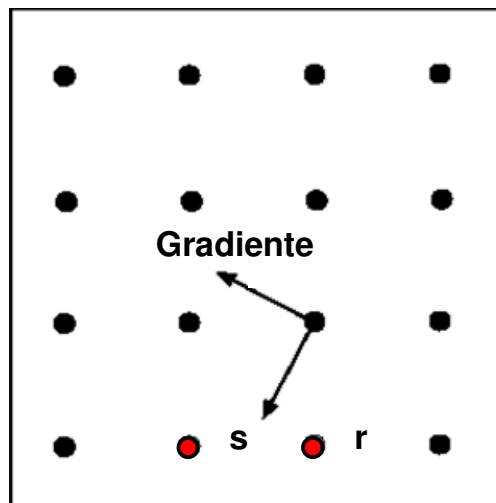


Figura 16 Exemplo da aplicação de supressão de não máximo

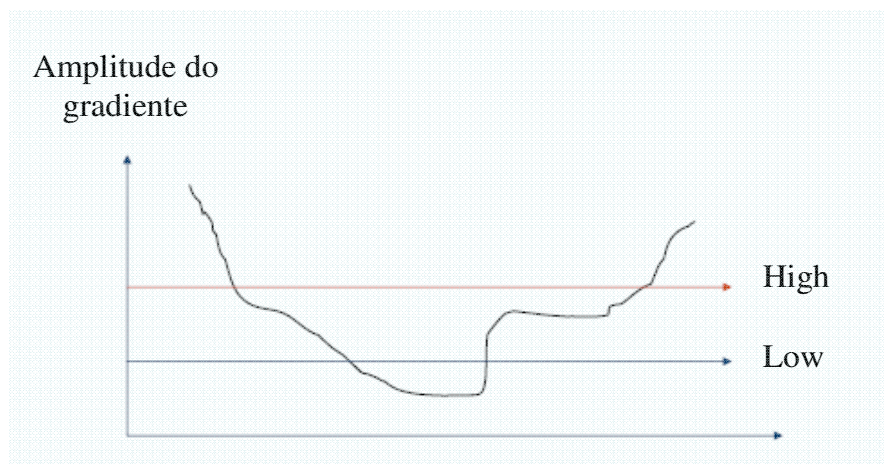
Esta técnica permite obter contornos finos.

A predição do próximo pixel de *edge* é feita avaliando o valor dos pixéis que ficam na tangente da orla correspondente à normal do gradiente do pixel actual: conforme exemplo da Figura 17, assumindo que o ponto marcado é um pixel de *edge*, o próximo será r ou s.



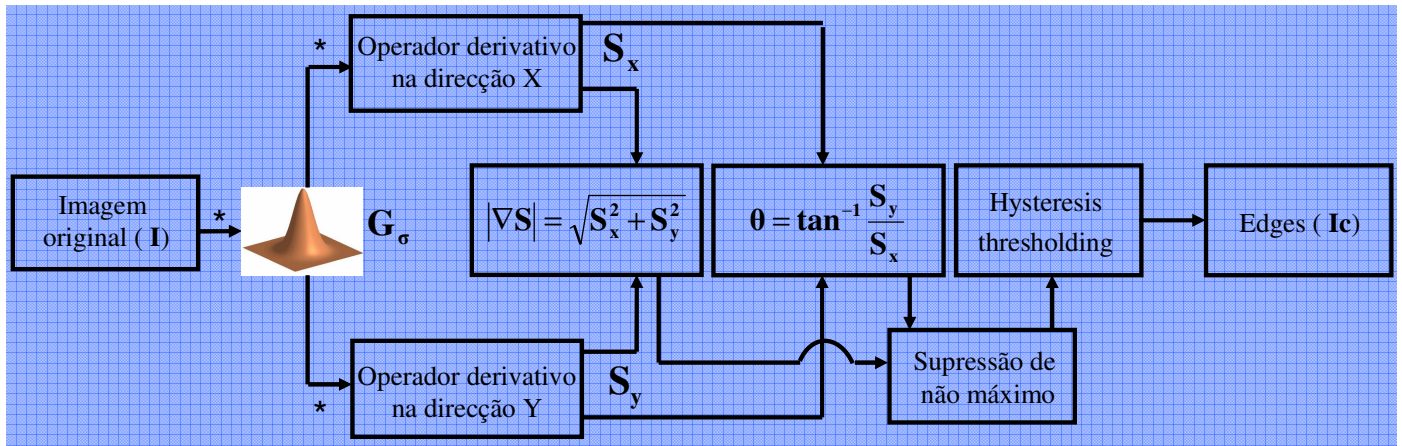
**Figura 17** Predição do próximo pixel de *edge*

Após a detecção de todos os possíveis pixéis candidatos a pixéis de *edge*, para efectuar a selecção definitiva, de forma a obter contornos mais completos possível (fechado), é efectuada a operação de “Hysteresis thresholding”. Conforme ilustrado na Figura 18, se o módulo do gradiente do pixel for maior que “High” é declarado um pixel de *edge*; se o módulo do gradiente do pixel for menor que “Low”, não é declarado um pixel de *edge*; se o módulo do gradiente do pixel se situar entre “Low” e “High”, deverão ser analisados os pixéis vizinhos e, se estiver ligado a um pixel de *edge*, directamente, ou através dos pixéis entre “Low” e “High”, é declarado um pixel de *edge*.



**Figura 18** *Hysteresis thresholding*

A Figura 19 resume, graficamente, a descrição efectuada sobre do referido detector. São mostrados dois diagramas: o superior, com a sequência natural de procedimentos e o inferior, de acordo com a aplicação do teorema da convolução, com a sequência operacional de procedimentos.



De acordo com o teorema da convolução, o diagrama superior transforma-se no diagrama inferior.

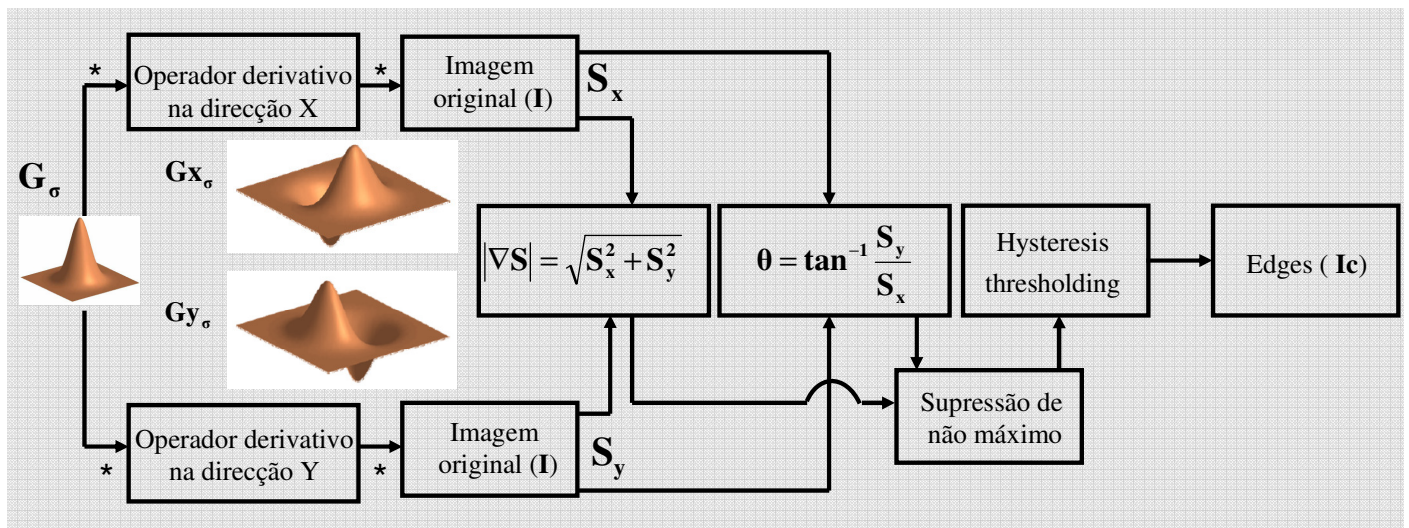


Figura 19 Detector de orlas Canny

Na Figura 20 pode observar-se a melhor imagem de contornos resultante da aplicação deste método, após vários testes com diversos valores adoptados para a base e  $\sigma$  do *kernel*, a uma das imagens que se pretende tratar, a que consta na Figura 3. Verifica-se que, apesar de terem sido detectados os contornos das gotas, foram, também, detectadas muitas orlas internas, perspectivando a inviabilização da aplicação com sucesso da Transformada de Hough.



**Figura 20 Resultado obtido com o método Canny**



### 2.3.2. DETECTOR DE ORLAS: SOBEL

Dos diversos operadores de detecção de orlas que se podem utilizar, dois dos mais usados são Prewitt e Sobel, cujos *kernels* são mostrados na Figura 21. A diferença fundamental entre ambos é a ênfase dos pixels centrais na ponderação do resultado final [6].

	Gx	Gy
Prewitt	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$
Sobel	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$

Figura 21 *Kernels* Prewitt e Sobel

O método Sobel é, também, um método de detecção de orlas, de 1ª ordem, por avaliação do valor absoluto da variação dos declives. É um método mais simples que o Canny, apresentado anteriormente.

Os *kernels*, Gx e Gy, são o resultado da derivação dum filtro de suavização:

$$G_x = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \text{ e } G_y = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}; \quad \text{ou}$$

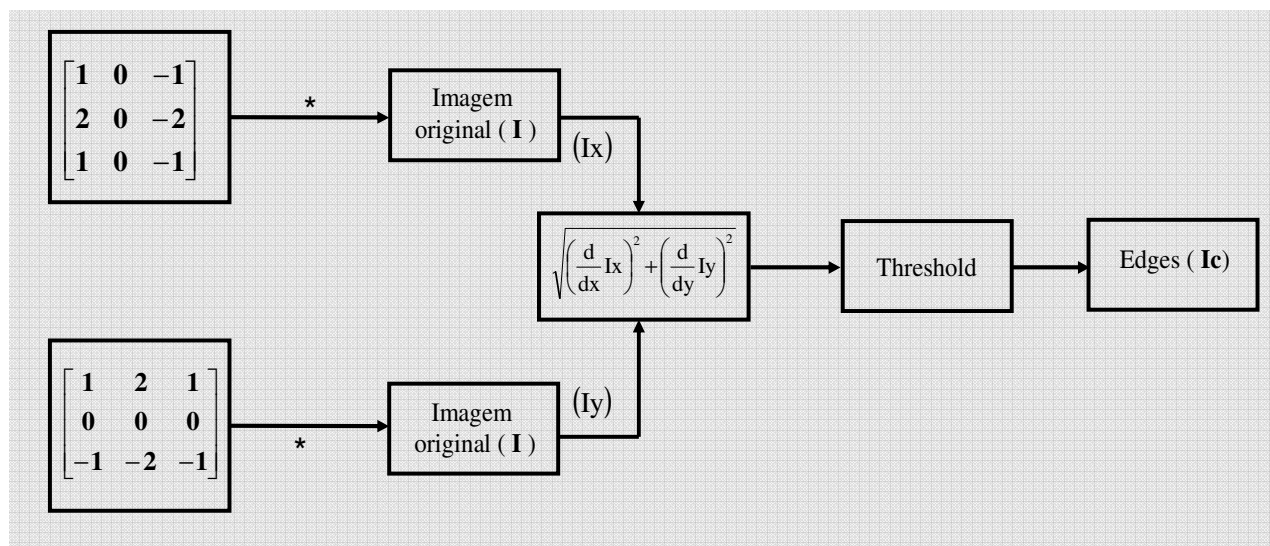
$$G_x = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 2 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} * [1 \ -1] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \text{ e } G_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}.$$

Assim, de acordo com o teorema da convolução,  $\frac{\partial}{\partial x}(h * I) = \left(\frac{\partial}{\partial x}h\right) * I$ , a imagem I é directamente filtrada na direcção X e na direcção Y, através, respectivamente, da

convolução com  $\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$  e com  $\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$ .

Após o processo de filtragem é calculado módulo do sinal resultante e aplicado um limiar de decisão para detectar as orlas.

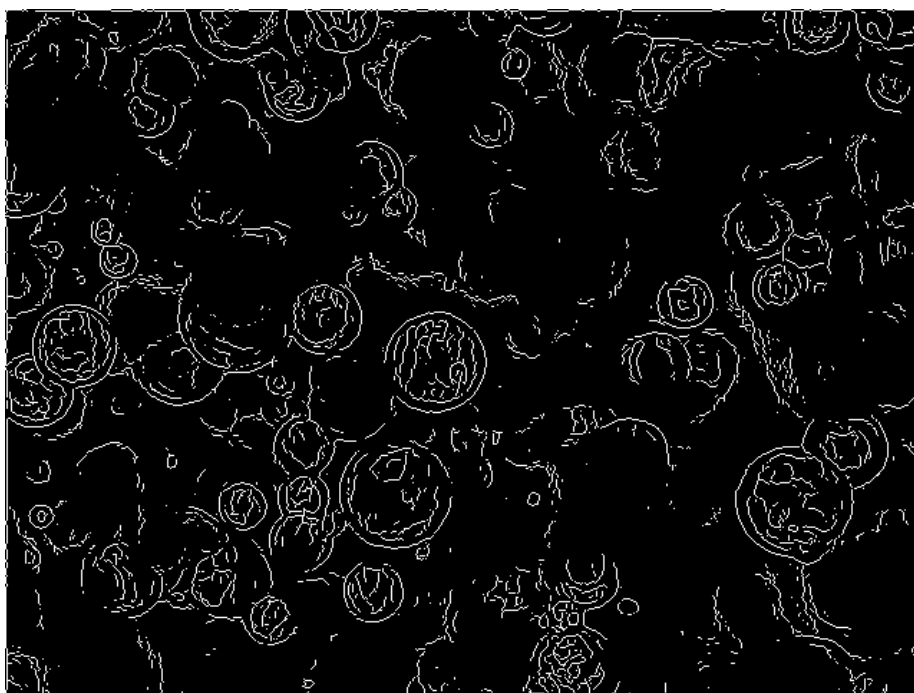
A Figura 22 resume, graficamente, a descrição efectuada sobre o referido detector.



<i>direcção</i>	<i>suavização</i>	<i>derivação</i>	<i>filtro resultante</i>
X	$\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 2 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & -1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$
	$\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$	
Y	$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$
	$\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix}$	

**Figura 22** Detector de orlas Sobel

Na Figura 23, pode observar-se a melhor imagem de contornos resultante da aplicação deste método à imagem original (Figura 3). Este método, para além de detectar menos gotas que o método Canny e apresentar alguns contornos com pouca nitidez, também detecta muitas orlas internas, perspectivando a inviabilização da aplicação com sucesso da Transformada de Hough.



**Figura 23 Resultado obtido com o método Sobel**

### 2.3.3. DETECTOR DE ORLAS: MARR-HILDRETH

O método de Marr-Hildreth é um método de detecção de orlas, de 2ª ordem, por detecção de passagem por zero [5].

O valor máximo da 1ª derivada ocorre na passagem por zero da 2ª derivada. Contudo, a passagem por zero na 2ª derivada é mais simples de determinar (sendo só necessário detectar a mudança de sinal) do que o valor máximo na 1ª derivada. Para detectar orlas na direcção X e na direcção Y duma dada imagem I, sem haver suavização da mesma, analisam-se as segundas derivadas na direcção X e na direcção Y, isto é, analisa-se o

$$\text{Laplaciano da imagem I, } \nabla^2 I = \frac{\partial^2}{\partial x^2} I + \frac{\partial^2}{\partial y^2} I.$$

No entanto, sendo um operador de 2ª derivada, a influência do ruído é considerável. A grande desvantagem da utilização de operadores diferenciais é a sua grande sensibilidade ao ruído, podendo indicar a presença de orlas em muitos locais erradamente. Sendo assim, antes de se diferenciar é necessário fazer uma filtragem para suavização das variações de brilho na imagem resultantes de ruído.

À semelhança do método Canny, a imagem é inicialmente suavizada com um *kernel*

$$\text{Gaussiano, } G_{\sigma} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}, \text{ obtendo-se a imagem S, através da convolução de } G_{\sigma}$$

com I, tal que  $S = G_{\sigma} * I$ . Só após a operação de suavização é que é, então, determinado o

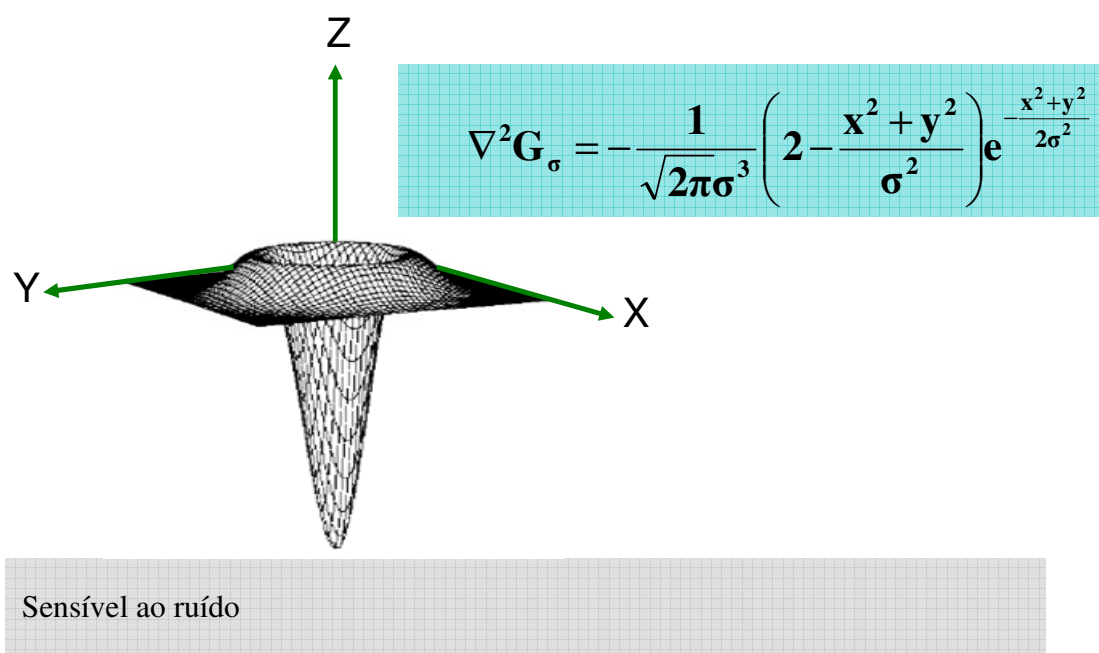
$$\text{Laplaciano de S: } \nabla^2 S = \frac{\partial^2}{\partial x^2} S + \frac{\partial^2}{\partial y^2} S.$$

De acordo com o teorema da convolução o Laplaciano de S pode ser obtido da seguinte forma:  $\nabla^2 S = \nabla^2 (G_{\sigma} * I) = \nabla^2 G_{\sigma} * I$ , designando-se  $\nabla^2 G_{\sigma}$  por Laplaciano de Gaussiano.

O Laplaciano de Gaussiano, também designado operador LoG, obtém-se usando a

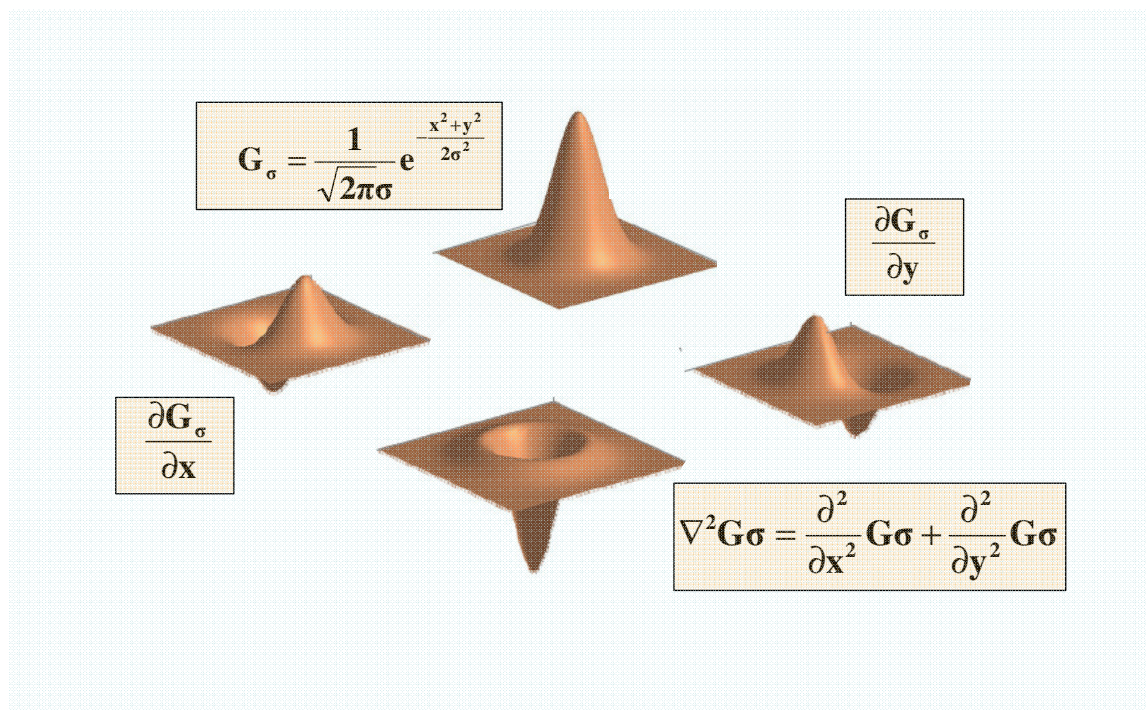
$$\text{expressão seguinte: } \nabla^2 G_{\sigma} = -\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^3} \left( 2 - \frac{x^2+y^2}{\sigma^2} \right) e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \text{ e está ilustrado graficamente}$$

na Figura 24.



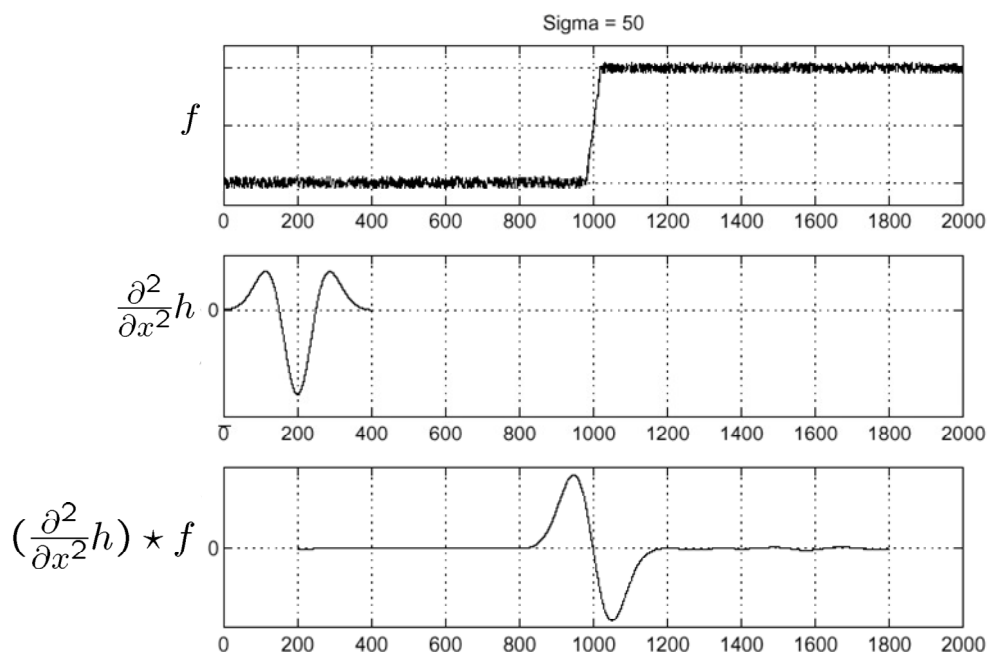
**Figura 24 Laplaciano de Gaussiano**

Este operador, simétrico, permite detectar orlas em todas as direcções, ao contrário dos operadores de 1ª derivada que são direccionais, conforme se pode observar na Figura 25.



**Figura 25 Kernel Gaussiano, derivadas parciais e Laplaciano de Gaussiano**

A Figura 26 exemplifica, num ambiente unidimensional, o resultado das operações descritas: a orla está na passagem por zero do sinal correspondente à convolução do sinal original com a 2ª derivada duma função Gaussiana unidimensional.

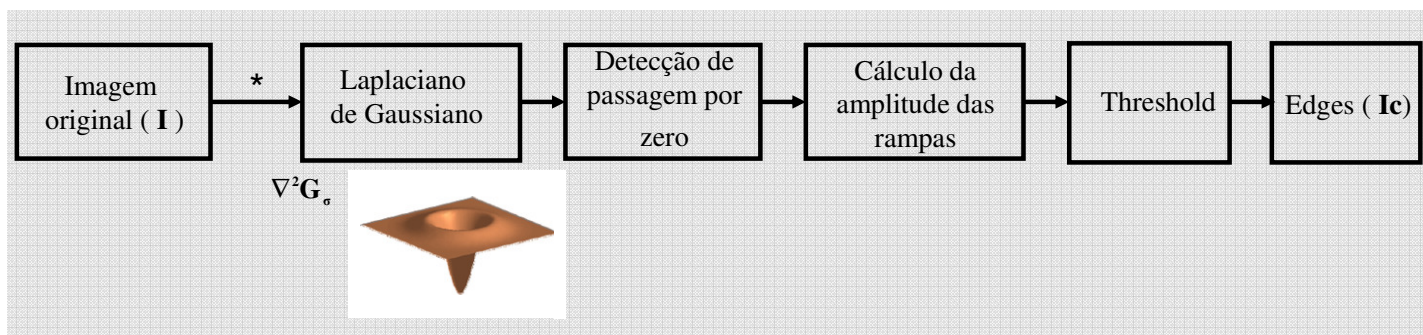


**Figura 26 Ilustração gráfica do método**

Após a convolução do operador LoG com a imagem  $I$ , é efectuado o processamento de detecção de passagem por zero. São consideradas quatro situações de transição:  $\{+, -\}$ ,  $\{+, 0, -\}$ ,  $\{-, +\}$  e  $\{-, 0, +\}$ .

Seguidamente, são calculados os valores das amplitudes das “rampas” associadas a cada transição, e aplicado um limiar de decisão (*threshold*) ao valor dessas amplitudes, tendo em consideração que a amplitude da “rampa” de passagem por zero entre dois pontos  $(a, -b)$  é igual a  $a + |b|$ .

A Figura 27 resume, graficamente, a descrição efectuada sobre o referido detector.



**Figura 27 Detector de orlas Marr-Hildreth**

Na Figura 28 pode observar-se a melhor imagem de contornos resultante da aplicação deste método novamente à imagem da Figura 3. Este método, apesar de detectar um número de gotas idêntico ao método Canny e apresentar contornos com boa nitidez, detecta um número de orlas internas ainda maior, perspectivando a inviabilização da aplicação com sucesso da Transformada de Hough.



**Figura 28 Resultado obtido com o método Marr-Hildreth**

## **2.4. CONCLUSÃO**

Aplicou-se cada um dos três métodos de detecção de orlas apresentados neste capítulo, nomeadamente os métodos Canny, Sobel e, finalmente, Marr Hildreth, a imagens que se pretendiam processar. Nas secções anteriores pode observar-se os sucessivos resultados obtidos para uma dessas imagens. Verifica-se que as imagens de contornos resultantes têm características que não facilitariam a detecção das gotas através da aplicação da Transformada de Hough, pois apresentam bastante informação adicional que originaria detecção de falsas gotas em grande quantidade.

Esta observação motivou a procura dum método de detecção de contornos que permitisse excluir as orlas internas de forma a poder-se prosseguir com a estratégia adoptada. No capítulo seguinte descreve-se qual o método encontrado.



## 3. PROPOSTA DE SOLUÇÃO

### 3.1. INTRODUÇÃO

Neste capítulo descreve-se o algoritmo proposto para resolver o problema da detecção e classificação de gotas em imagens, obtidas a partir de “fotografias” de um sistema turbulento de dois líquidos imiscíveis, no caso água e tolueno.

Como se observou que as técnicas tradicionais são ineficazes, tal como foi referido no capítulo 2, a abordagem para tentar contornar as dificuldades mencionadas baseou-se na manipulação de algumas grandezas associadas ao perfil característico do sinal adquirido.

O algoritmo adoptado para tentar resolver este problema de detecção e classificação de gotas de diferentes tamanhos, pode-se dividir em duas fases distintas:

- A primeira fase, preparação, consiste na detecção de orlas (*edges*) das gotas na imagem original, através da manipulação conjugada do gradiente negativo (descidas) e da sua espessura respectiva, originando como resultado uma imagem com os contornos das gotas.
- A segunda fase, detecção, consiste na localização das gotas e estimativa do seu tamanho aproximado, através dum esquema de votação, facilitado pela

Transformada de Hough, aplicada aos contornos gerados na primeira fase, originando uma imagem com a localização e dimensão das gotas.

Na Figura 29 apresenta-se um conjunto de três imagens, referentes a uma mesma gota, que evidencia o resultado da aplicação do algoritmo nas duas fases descritas, representando-se da esquerda para a direita, respectivamente, a imagem original, a imagem de contornos e a imagem resultado com a localização e dimensão da gota.



**Figura 29 Fases do processo**

### **3.2. PRIMEIRA FASE: PREPARAÇÃO**

A primeira fase consiste na detecção de orlas (*edges*) das gotas na imagem original, através da manipulação de características particulares do sinal, descritas na secção 3.2.1. Esta fase é composta por duas partes fundamentais: a suavização do sinal (*smooth*), descrita na secção 3.2.2, e a detecção de orlas (*edges*), descrita na secção 3.2.3.

#### **3.2.1. PERFIL DO SINAL**

Tal como se pode verificar na Figura 3, as gotas na imagem adquirida (a tratar), na sua generalidade, têm a característica de apresentarem uma orla mais escura do que o meio próximo que as envolve, havendo inclusive algumas, poucas, com praticamente todo o interior mais escuro. Apesar das orlas possuírem dimensão variável e aparência esbatida, foi esta a característica determinante para ajudar a atenuar os efeitos perturbadores da sobreposição e ruído e facilitar a determinação de contornos. No contexto tridimensional, a aparência do sinal associado a cada gota pode ser comparada a um chapéu com uma aba circular a envolver a sua parte central. Cada gota tem um “fosso” envolvente. Na Figura 30 representa-se o corte duma “gota” inserida no espaço tridimensional e na Figura 31 contextualiza-se o referido corte com a vista aérea correspondente.

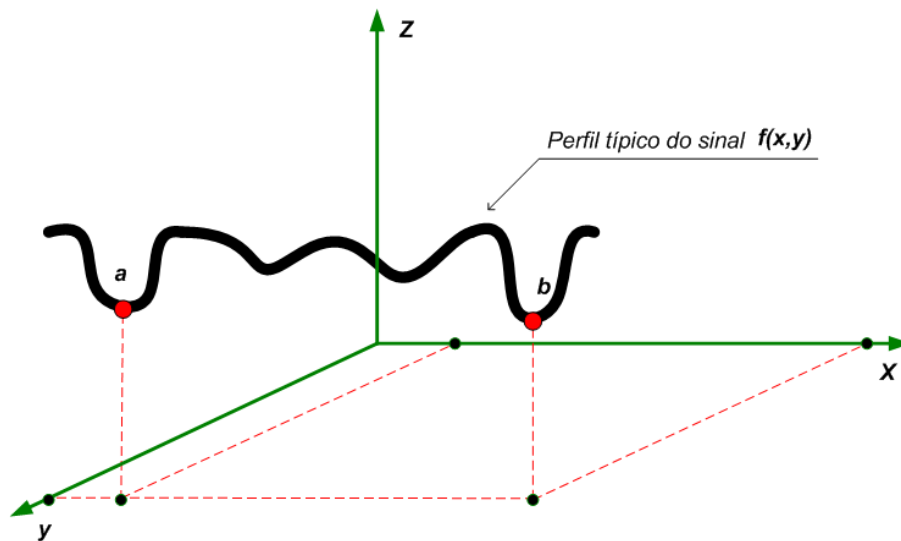


Figura 30 Corte numa gota

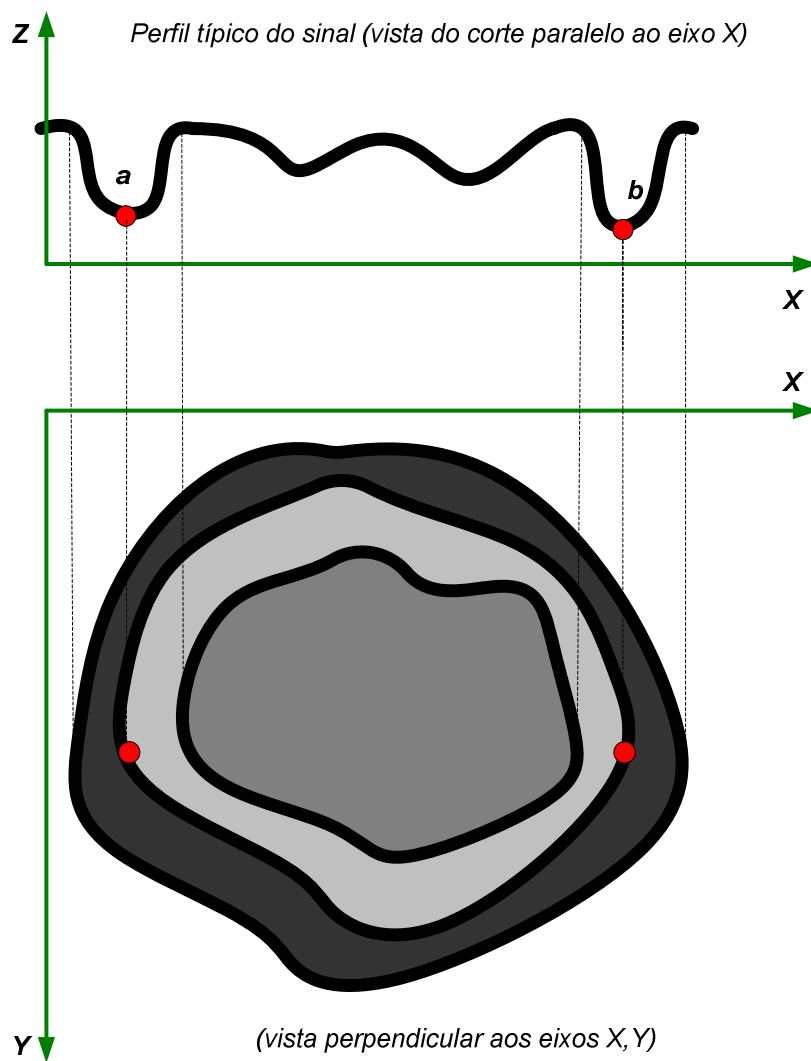


Figura 31 Corte e vista perpendicular

Esta característica das gotas é evidenciada pela aplicação dos métodos tradicionais de detecção de *edge*, abordados no capítulo 2. Na Figura 32 pode-se observar os contornos duma gota, obtidos por cada um dos referidos métodos. Verifica-se que em todos eles sobressai o “fosso” envolvente da gota.



**Figura 32 Perfil do sinal (Canny, Sobel e Marr-Hildreth)**

A Figura 33 evidencia as grandezas, associadas ao sinal, utilizadas pelos métodos tradicionais. Cada fosso do sinal origina dois picos associados ao módulo da 1ª derivada, considerados pelos métodos Canny e Sobel, e duas passagens por zero associadas à 2ª derivada, assinaladas na figura com pontos amarelos, consideradas pelo método Marr-Hildreth.

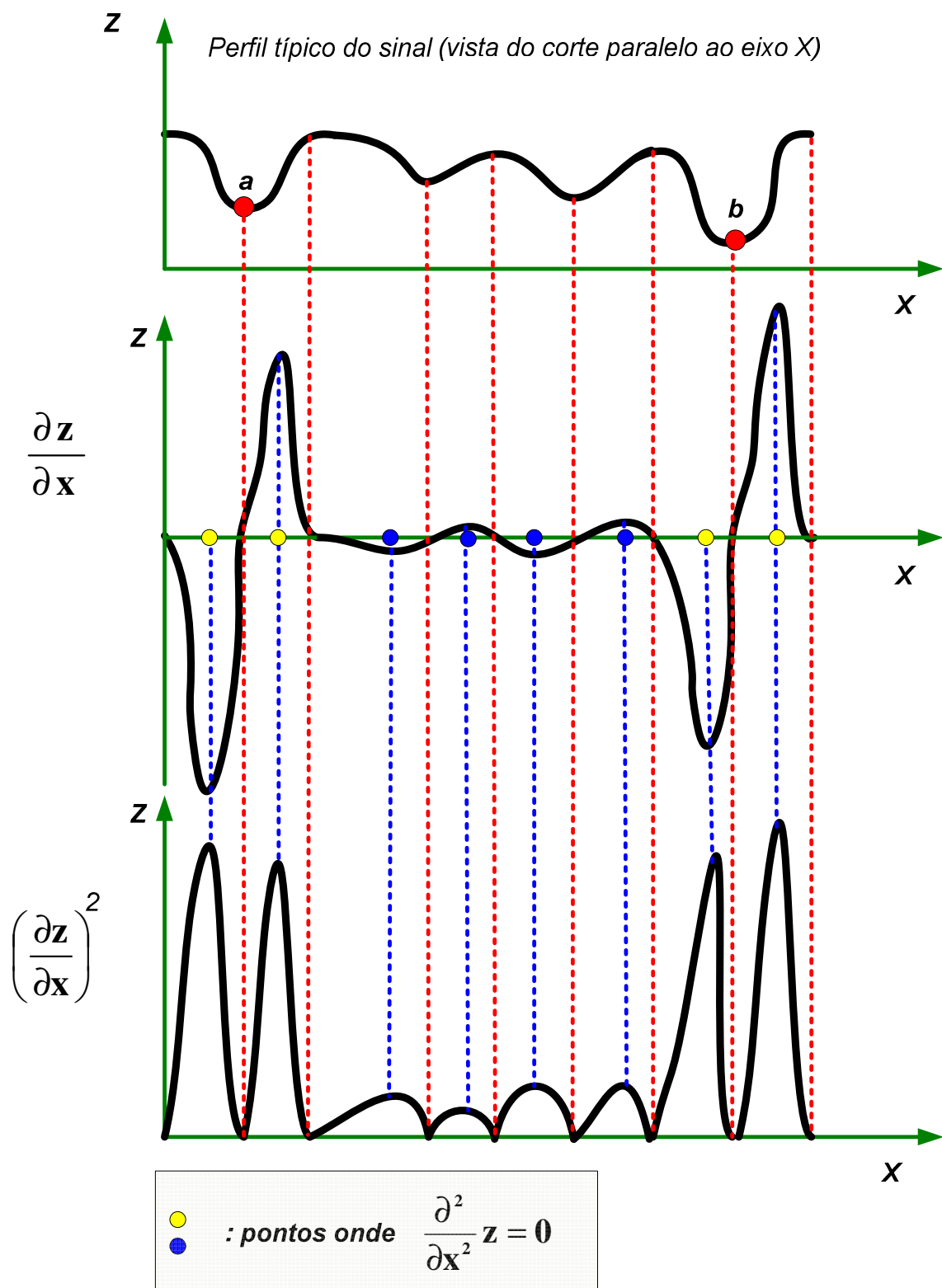


Figura 33 Grandezas associadas ao sinal

Tipicamente, o perfil do sinal apresenta duas descidas e duas subidas mais acentuadas que as restantes, com excepção das gotas escuras que poderão somente apresentar uma descida e uma subida mais acentuadas.

O algoritmo utiliza o gradiente destas descidas ( $gd$ ) e a sua espessura respectiva ( $ed$ ) para definir o patamar de decisão na detecção de contornos. Estes parâmetros estão graficamente representados na Figura 34.

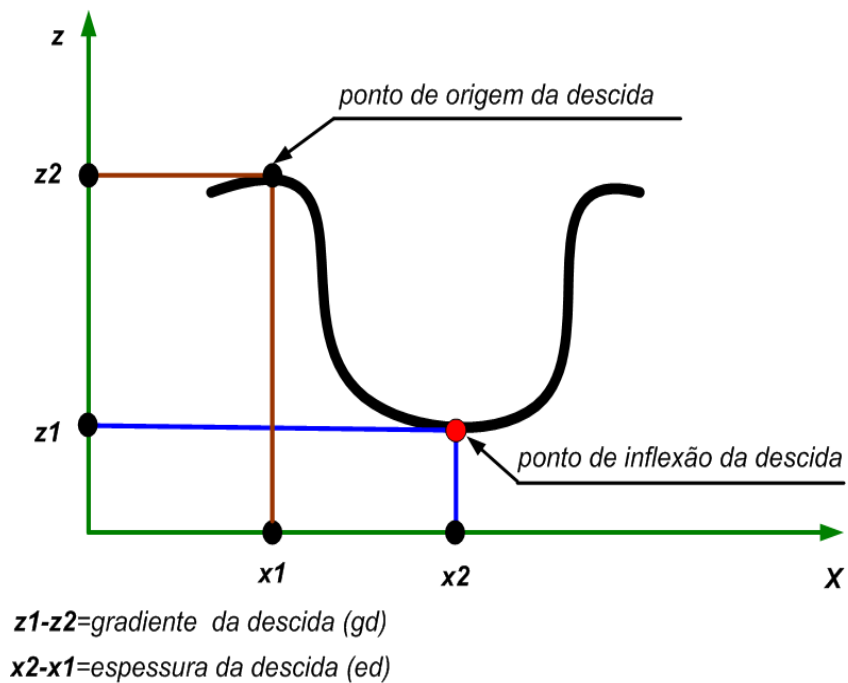


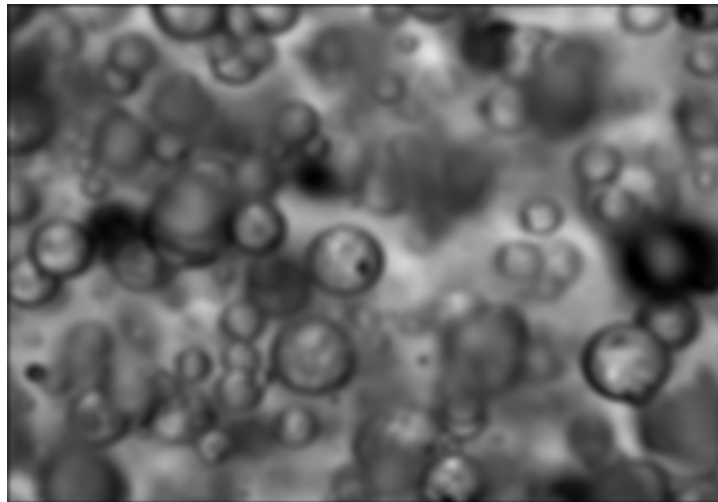
Figura 34 Parâmetros das descidas

### 3.2.2. SUAVIZAÇÃO (*SMOOTH*)

A suavização da imagem original feita com moderação, de forma a não degradar excessivamente as orlas que efectivamente são contornos de gotas, reduz a probabilidade de detecção de falsos contornos provocados pela existência de ruído e por orlas com gradiente considerável mas que não são contornos. À semelhança dos métodos tradicionais descritos no capítulo 2, o algoritmo começa por fazer o pré-processamento da imagem original com o objectivo de diminuir o ruído e a frequência espacial.

A imagem original adquirida é suavizada através da filtragem com um *kernel* Gaussiano, originando a imagem filtrada apresentada na

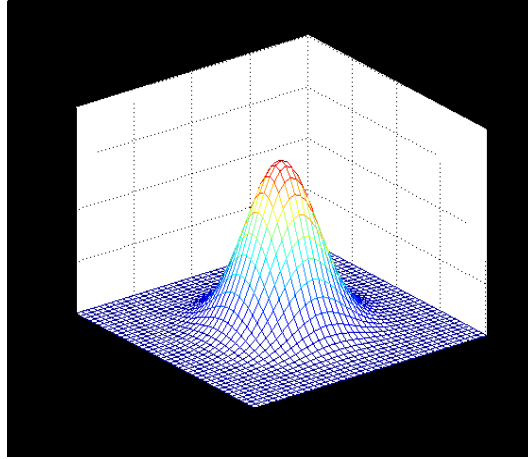
Figura 35. Embora as orlas escuras que envolvem as gotas sejam mais esbatidas, o ruído e a frequência espacial são menores do que na imagem original.



**Figura 35 Imagem filtrada**

Tal como já foi referido, o *kernel* Gaussiano tem uma expressão analítica definida pela equação (1) e uma aparência gráfica de acordo com a Figura 36.

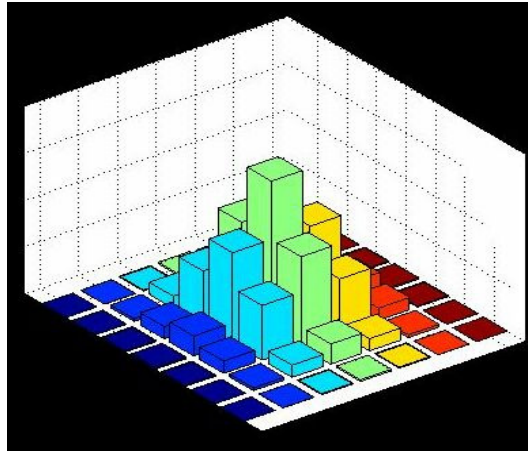
$$G_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} \exp\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$



**Figura 36 Kernel Gaussiano**

O algoritmo utiliza um *kernel* discreto definido pela expressão (2), com uma aparência gráfica mostrada na Figura 37, sendo  $H(i, j)$  uma matriz de dimensões  $(2n+1)$  por  $(2n+1)$ , tendo como maior valor o elemento  $H(n+1, n+1)$ .

$$H(i, j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(i - n - 1)^2 + (j - n - 1)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$



**Figura 37 Kernel discreto**

A modulação do *kernel* Gaussiano discreto obedece à condição definida pela expressão (3).

$$\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-n}^n H(i, j) = 1 \quad (3)$$



Se  $n$  tender para  $+\infty$ ,  $H(i, j)$  é modulado normalmente por  $\sigma$ , obtendo-se um kernel mais concentrado ou mais esbatido consoante o desvio padrão ( $\sigma$ ) tenha, respectivamente, valores pequenos ou grandes. No entanto, independentemente do valor de  $\sigma$ , se  $n$  tender para 0 o *kernel* tenderá para o impulso unitário.

A Figura 38 mostra os valores obtidos para um *kernel* discreto com  $n=2$  e  $\sigma=5$ .

0,036883	0,039164	0,039955	0,039164	0,036883
0,039164	0,041586	0,042426	0,041586	0,039164
0,039955	0,042426	0,043283	0,042426	0,039955
0,039164	0,041586	0,042426	0,041586	0,039164
0,036883	0,039164	0,039955	0,039164	0,036883

**Figura 38** *Kernel* discreto de base e  $\sigma$  iguais a 5

Verifica-se, visualmente, que as imagens adquiridas possuem uma distribuição espacial equilibrada dos níveis de cinzento, não ocorrendo grandes áreas muito claras ou muito escuras. Como este método não detecta orlas por avaliação do valor absoluto da variação dos declives ou por detecção de passagem por zero (2ª ordem), o melhoramento prévio do contraste da imagem não melhora significativamente o resultado final.

No processamento preliminar da imagem original é calculado, para toda a imagem, o valor médio dos níveis de cinzento dos pixels ( $\mu_i$ ) e o respectivo desvio padrão ( $\sigma_i$ ). Partindo do princípio que neste tipo de imagens a distribuição espacial dos níveis de cinzento é mais ou menos equilibrada, então, maiores desvios padrão indiciarão a existência de depressões mais profundas e a possibilidade de presença de mais ruído. Nestas circunstâncias, a suavização deverá ter maior abrangência espacial, devendo a base do *kernel* ser maior do que a adoptada num *kernel* para suavizar uma imagem com menor desvio padrão ( $\sigma_i$ ). No entanto, como as suavizações de maior abrangência degradam as orlas verdadeiras que se pretendem detectar, é necessário obter uma relação de compromisso entre, a redução do ruído e das orlas falsas, e a degradação das orlas verdadeiras.

De acordo com esta heurística, com base nos testes efectuados, a determinação empírica dos parâmetros de modulação do *kernel*  $H(i, j)$  é feita de acordo com as expressões (4) e (5).

$$n = \frac{(\sqrt{2 \times \sigma_i})}{2} - 1 \quad (4)$$

$$\sigma = \sqrt{2 \times \sigma_i} \quad (5)$$

### 3.2.3. DETECÇÃO DE ORLAS (*EDGES*)

A detecção de *edge* é efectuada com base na avaliação do valor das descidas na imagem filtrada ( $If$ ), desde a origem até ao ponto de inflexão, na avaliação da largura respectiva dessas descidas e da relação entre ambas. O valor das descidas é designado por gradiente da descida ( $gd$ ) e a sua largura por espessura da descida ( $ed$ ).

A Figura 34, mostrada anteriormente, representa um corte, paralelo ao eixo  $X$ , duma depressão da imagem filtrada ( $If$ ), onde são explicitados graficamente os referidos parâmetros  $gd$  e  $ed$ .

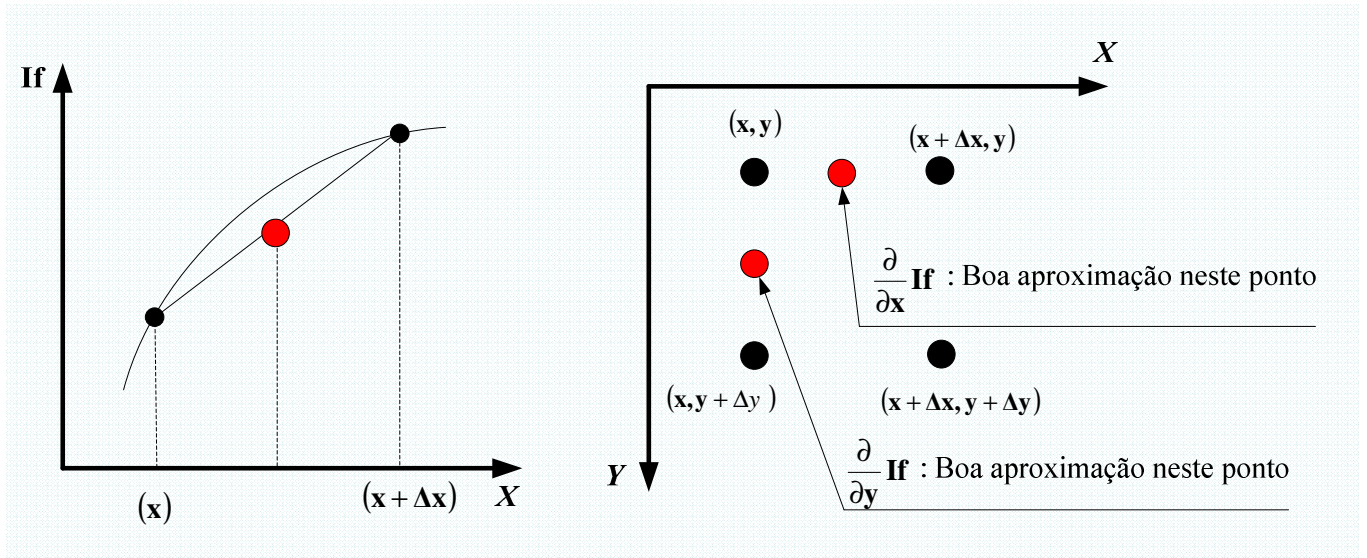
Para se poder fazer a avaliação das grandezas referidas, após a operação de suavização, a imagem filtrada ( $If$ ) é derivada.

As derivadas parciais  $\frac{\partial}{\partial x} If$  e  $\frac{\partial}{\partial y} If$  são aproximadas (discretizadas), respectivamente, a

$$\frac{\partial}{\partial x} If = (If(x + \Delta x) - f(x)) / \Delta x \quad (6)$$

$$\frac{\partial}{\partial y} If = (If(y + \Delta y) - f(y)) / \Delta y \quad (7)$$

A melhor aproximação corresponde aos pontos médios  $X + \Delta x/2$  e  $Y + \Delta y/2$ , conforme se ilustra na Figura 39. O erro cometido é proporcional a  $\Delta x$  e  $\Delta y$ .



**Figura 39 Aproximação às diferenças das derivadas**

Considerando  $x_n$ , a posição dos pixéis na direcção X e  $y_m$  a posição dos pixéis na direcção Y, então, as expressões (6) e (7) podem ser representadas, respectivamente, por

$$\frac{\partial}{\partial x} If = (If(x_{n+1}) - If(x_n)) / (x_{n+1} - x_n) \quad (8)$$

$$\frac{\partial}{\partial y} If = (If(y_{m+1}) - If(y_m)) / (y_{m+1} - y_m) \quad (9)$$

Para efectuar a derivação, é feita a convolução na direcção X com o *kernel*  $[1 - 1]$ , e na direcção Y com o *kernel*  $\begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}$ .

O resultado da diferença dos valores de dois pixéis deveria ser guardado numa posição que correspondesse a metade da distância entre ambos. Nestas circunstâncias, como se trata de diferenças entre pixéis contíguos, tal não é possível. Tratam-se de aproximações não centradas da diferença. Esta situação poderá provocar algumas deformações nas orlas detectadas.

Para contornar esta situação deverá haver um valor intermédio de  $x_n$  e de  $y_m$  para guardar o valor da derivada. Para tal, as expressões (8) e (9) são substituídas pelas expressões (10) e (11).

$$\frac{\partial}{\partial x} If = (If(x_{n+1}) - If(x_{n-1})) / (x_{n+1} - x_{n-1}) \quad (10)$$

$$\frac{\partial}{\partial y} If = (If(y_{m+1}) - If(y_{m-1})) / (y_{m+1} - y_{m-1}) \quad (11)$$

Tratam-se de aproximações centradas da diferença. Para efectuar a derivação, é feita a convolução na direcção X com o *kernel*  $\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$ , e na direcção Y com o *kernel*  $\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix}$ .

Nestas circunstâncias  $\Delta x = 2$  e  $\Delta y = 2$ .

Como estas aproximações têm um erro de ordem dois e como  $\Delta x$  e  $\Delta y$  são maiores que um, o erro associado é maior. Contudo, apesar de maior erro é geometricamente mais preciso.

No entanto, como se pretende determinar o ponto de inflexão das descidas o que importa detectar é um valor de derivada zero ou positivo, a seguir a uma série de valores negativos. Neste contexto, como a aproximação não centrada na diferença permite marcar o ponto de inflexão sempre nas mesmas circunstâncias, independentemente dos valores analisados, tal como está ilustrado na Figura 40, a imagem filtrada (If) é derivada por aproximação não centrada da diferença, de acordo com as equações (12) e (13).

$$I_x = \frac{\partial z}{\partial x} = If * \begin{bmatrix} 1 & -1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$I_y = \frac{\partial z}{\partial y} = If * \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

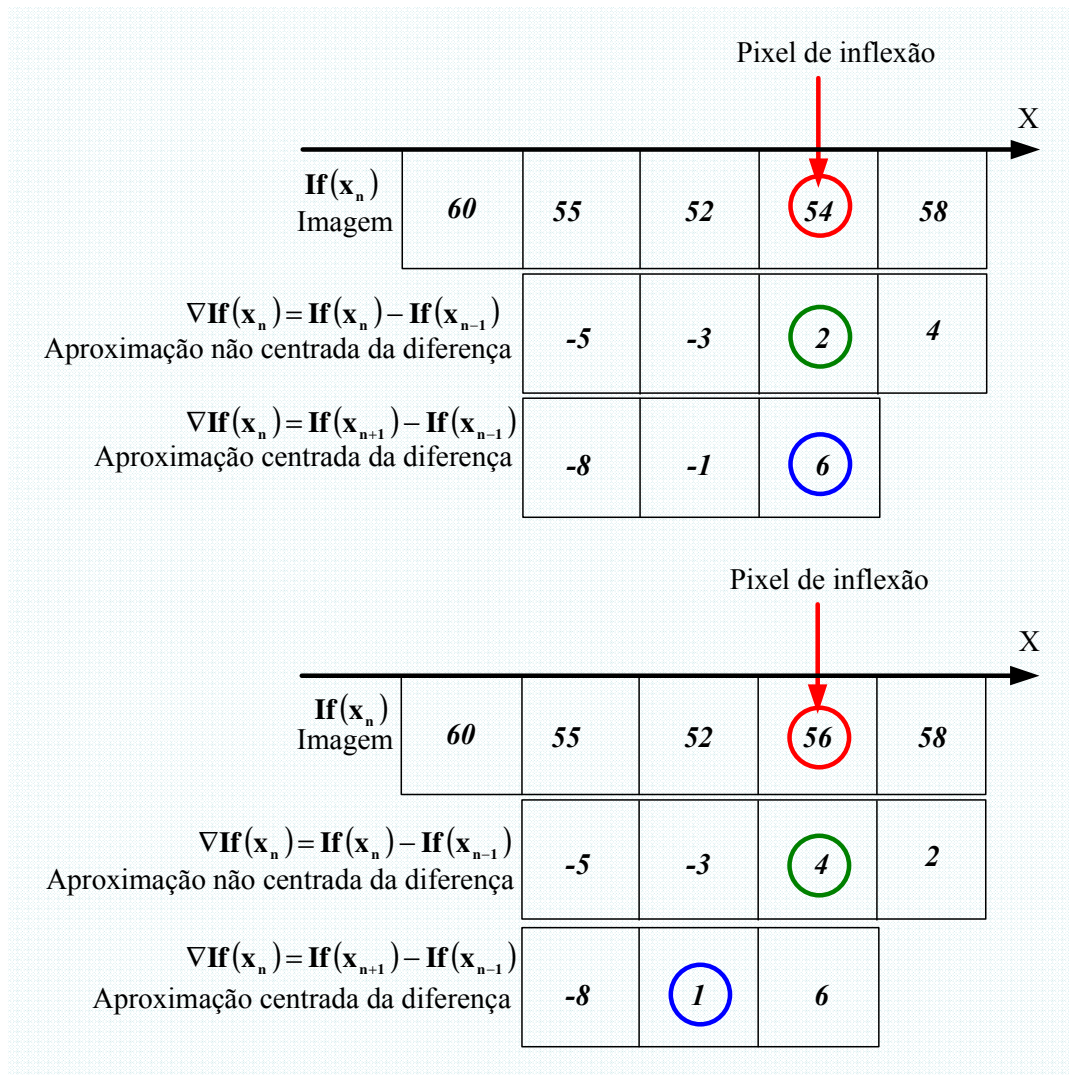


Figura 40 Ponto de inflexão

São utilizados os *kernels* de convolução  $[1 - 1]$  e  $\begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}$ . As máscaras correspondentes são,

respectivamente,  $\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$  e  $\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ .

São originadas duas matrizes,  $I_x$  e  $I_y$  correspondentes, respectivamente, às derivadas parciais  $\frac{\partial z}{\partial x}$  e  $\frac{\partial z}{\partial y}$ .

A matriz  $I_x$  é utilizada para determinar o gradiente das descidas ( $gd_x$ ) e a sua espessura associada ( $ed_x$ ) ao longo do eixo X. A matriz  $I_y$  é utilizada para determinar gradiente das descidas ( $gd_y$ ) e a sua espessura associada ( $ed_y$ ) ao longo do eixo Y. O gradiente de cada descida,  $gd_x$  e  $gd_y$ , é determinado pela soma de cada sequência de valores negativos na respectiva matriz.

O gradientes das descidas  $gd_x$  e  $gd_y$  correspondem a descidas na imagem filtrada (If) desde a origem até ao ponto de inflexão, respectivamente, paralelas ao eixo X e paralelas ao eixo Y.

Em cada uma das matrizes  $I_x$  e  $I_y$  são extraídos a média ( $\mu g_x$ ,  $\mu g_y$ ) e o desvio padrão ( $\sigma g_x$ ,  $\sigma g_y$ ) do gradiente das descidas, e a média ( $\mu e_x$ ,  $\mu e_y$ ) e o desvio padrão ( $\sigma e_x$ ,  $\sigma e_y$ ) da espessura das descidas.

O *threshold* de *edge* é, então, definido pela conjunção de  $gd$  e  $ed$ , sendo que  $gd$  é uma grandeza negativa e  $ed$  uma grandeza positiva:

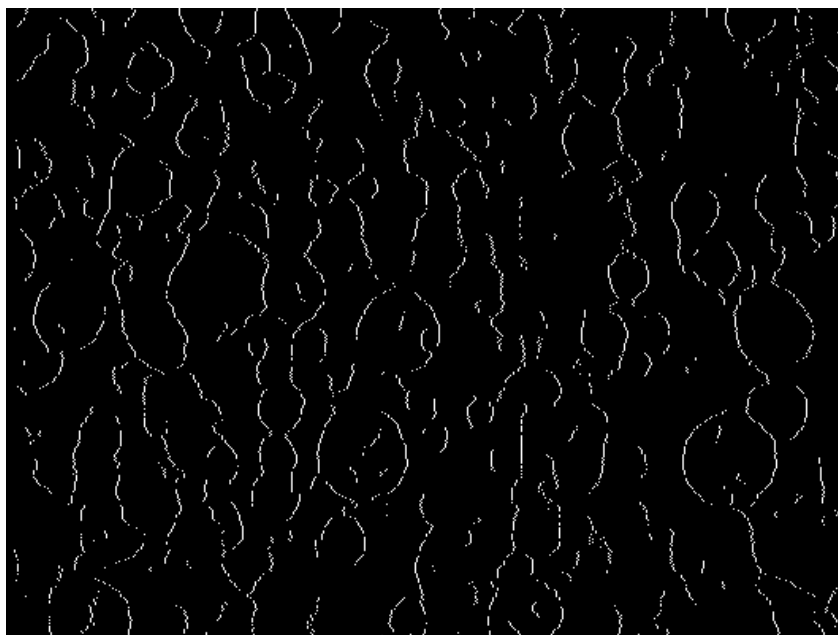
- No processamento das sequências de valores negativos nas matrizes  $I_x$  e  $I_y$ , se for verdadeira a expressão (14) no caso da matriz  $I_x$ , ou a expressão (15) no caso da matriz  $I_y$ , então o pixel na zona de inflexão da imagem filtrada (If) é considerado um pixel de contorno.

$$ed_x > \mu e_x - \frac{\sigma e_x}{2} \quad \text{and} \quad gd_x < \mu g_x + \frac{\sigma g_x}{2} \quad (14)$$

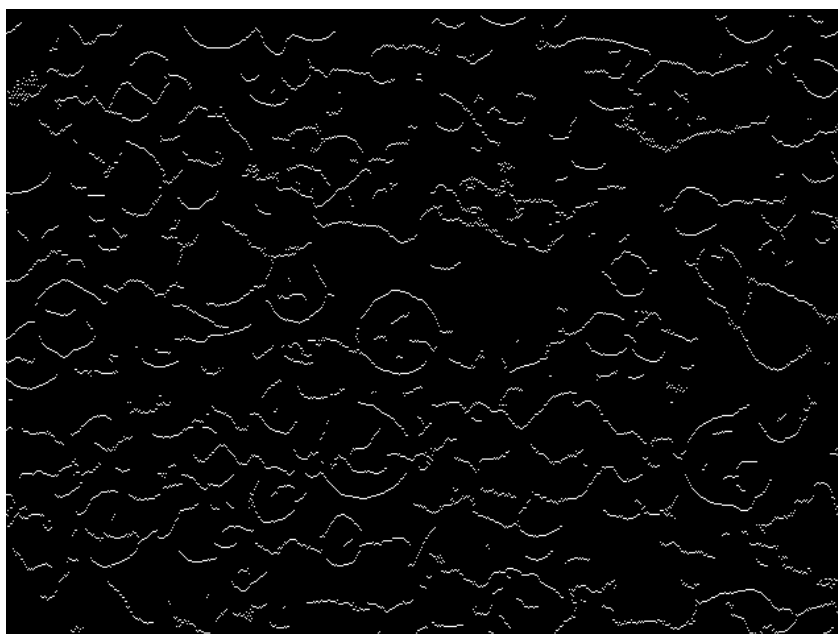
$$ed_y > \mu e_y - \frac{\sigma e_y}{2} \quad \text{and} \quad gd_y < \mu g_y + \frac{\sigma g_y}{2} \quad (15)$$

As parcelas com valor igual a metade do desvio padrão têm como objectivo desvalorizar o peso das amostras de maior valor absoluto na determinação do valor médio respectivo, deslocando o patamar de decisão para valores absolutos menores, de forma a obter o máximo de informação útil sem aumentar, significativamente, o risco de obtenção de informação desnecessária, perturbadora na fase de detecção (2ª fase).

O processamento da matriz  $I_x$  origina a imagem de contornos  $I_a$ , mostrada na Figura 41, e o processamento da matriz  $I_y$  origina a imagem de contornos  $I_b$ , mostrada na Figura 42.



**Figura 41** Imagem de contornos  $I_a$

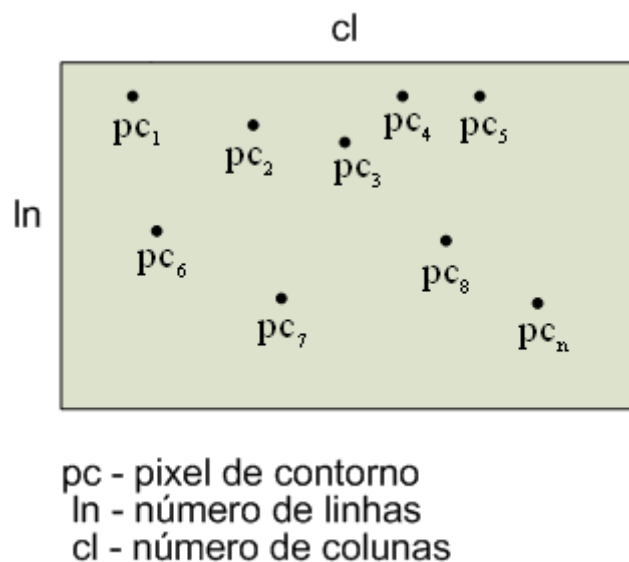


**Figura 42** Imagem de contornos  $I_b$

Após estas operações é aplicada uma operação de disjunção às matrizes Ia e Ib, conforme expressão (16), sendo obtida uma imagem de contornos provisória (Ic').

$$Ic' = Ia \text{ or } Ib \quad (16)$$

Com o objectivo de diminuir a informação não necessária que, provavelmente, originaria perturbação na fase de detecção, são eliminados, da imagem Ic', os pixéis de contorno que se encontram isolados. A estimativa da área mínima de isolamento, dentro da qual é considerado isolado um pixel de contorno (pc), é feita com base na probabilidade da existência dum pixel de contorno numa determinada área da matriz Ic'. Essa probabilidade corresponde à densidade (ds) de pixéis de contorno existentes na matriz Ic', de dimensão igual ao produto das suas linhas pelas suas colunas ( $ln \times cl$ ), tal como é ilustrado na Figura 43.



**Figura 43 Densidade de pixéis de contorno**



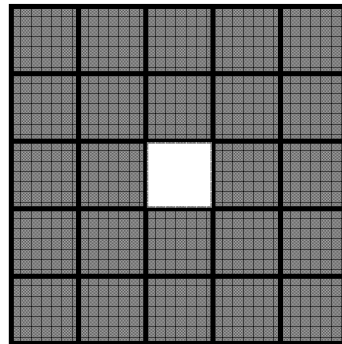
A densidade (ds) é determinada pela expressão (17).

$$ds = \left( \sum_{1}^n pc_n \right) / (ln \times cl) \quad (17)$$

A determinação da vizinhança mínima (vz), ao redor do pixel em análise, na qual não deverá ser encontrado outro pixel de contorno, é feita de acordo com expressão (18) e exemplificado na Figura 44.

$$vz = \frac{\left( \frac{1}{\sqrt{ds}} \right) - 1}{2} \quad (18)$$

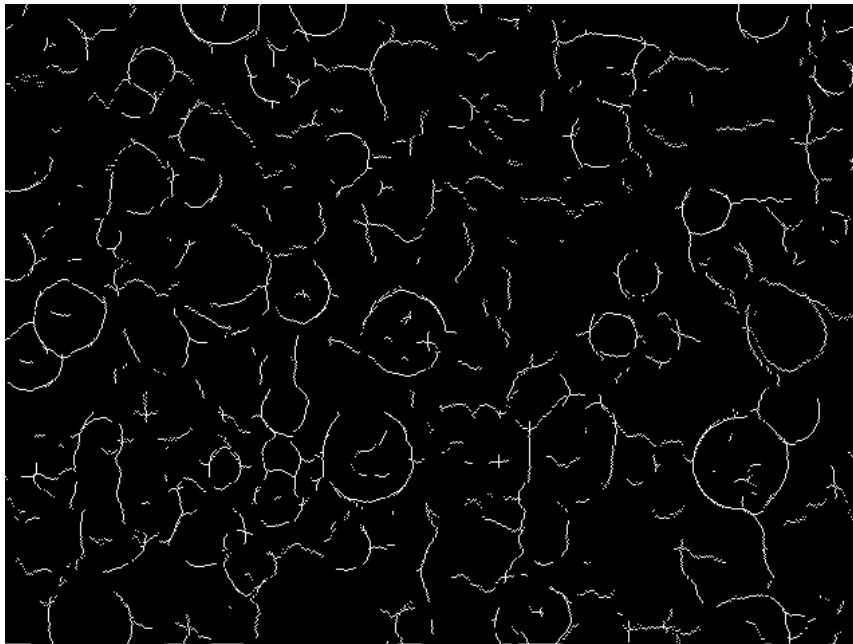
A Figura 44 complementa a descrição efectuada, pois representa um pixel, a branco, com uma vizinhança igual a 2. No contexto apresentado a densidade é igual 1/25.



densidade = 1/25  
vizinhança = 2

**Figura 44 Pixel isolado**

Excluídos os pixéis isolados, obtém-se, finalmente, a imagem de contornos (Ic), mostrada na Figura 45. É com base na imagem de contornos (Ic) que se desenvolve a fase de detecção.

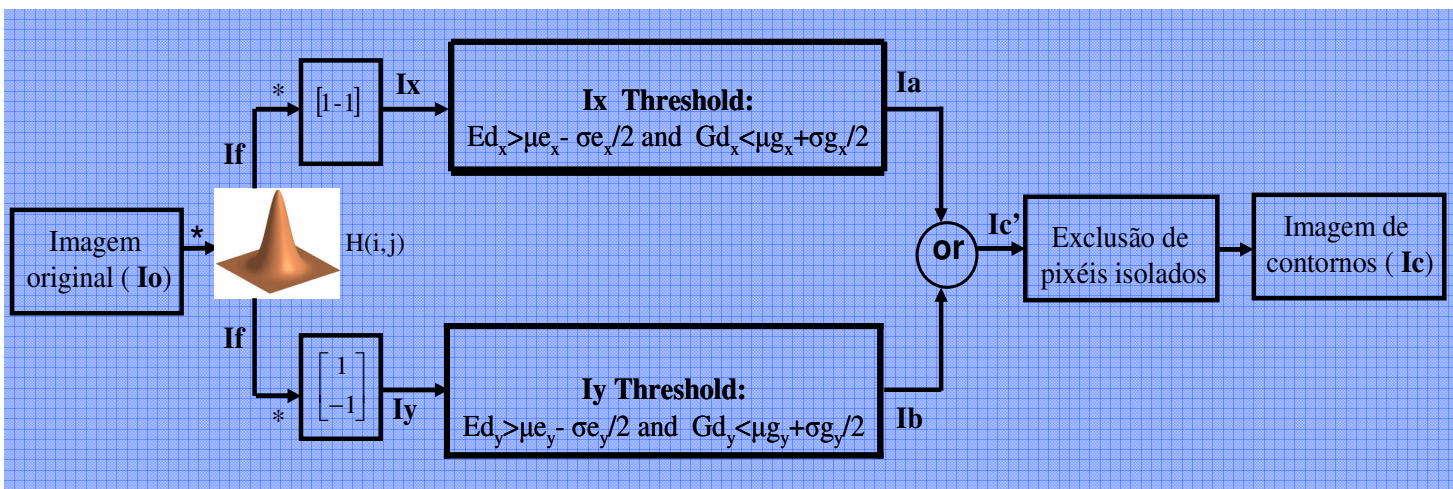


**Figura 45 Imagem de contornos**

Comparativamente com os métodos abordados no capítulo 2, este método de detecção de contornos tem a propriedade de excluir grande parte das orlas não relevantes, minimizando o aparecimento de potenciais fontes de ruído que, eventualmente, perturbariam o processo seguinte. Tal não se conseguiu alterando o critério de selecção de orlas nos métodos de Canny, Sobel ou Marr-Hildreth, pois ao fazê-lo perde-se, também, informação das orlas externas que se pretendem detectar.

Pode-se classificar este método, como um método de detecção de orlas de passagem por zero de 1ª ordem: detecta os pontos de inflexão das descidas, onde a 1ª derivada é zero.

Na Figura 46 são mostrados dois diagramas que esquematizam este método: o superior, com a sequência natural de procedimentos, e o inferior, de acordo com a aplicação do teorema da convolução, com uma sequência opcional de procedimentos que poderá ser adoptada.



De acordo com o teorema da convolução, o diagrama superior transforma-se no diagrama inferior.

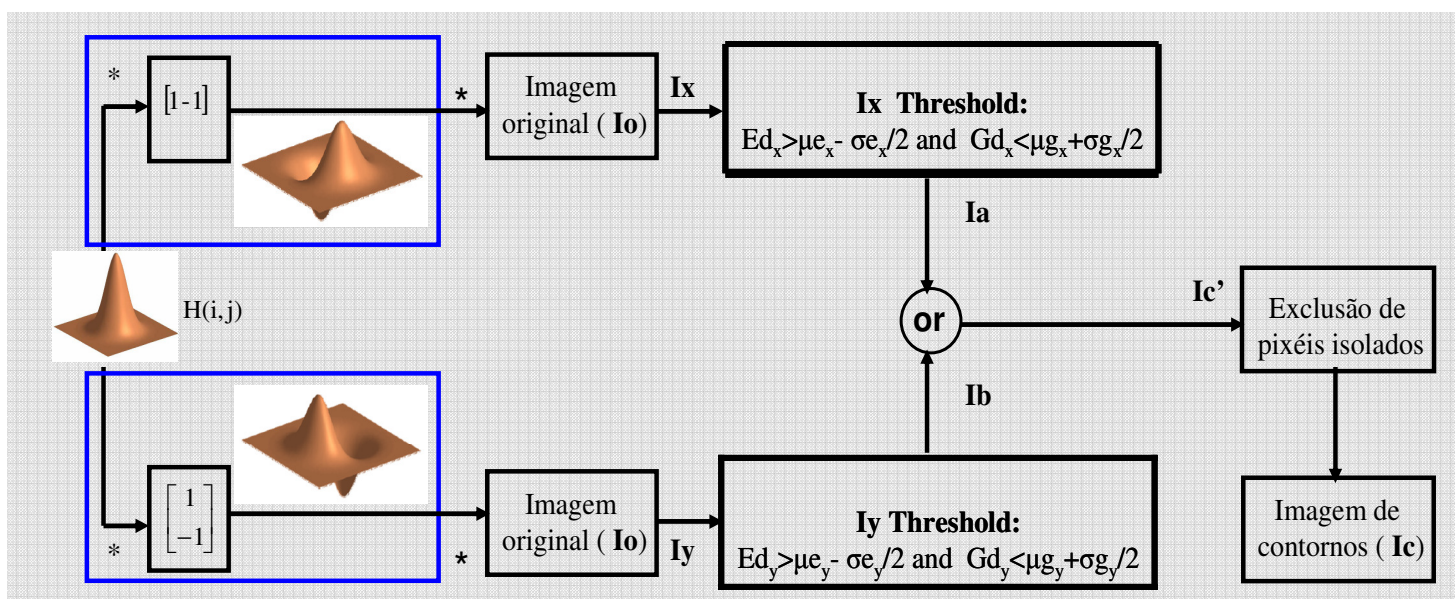


Figura 46 Diagrama geral

### 3.3. SEGUNDA FASE: DETECÇÃO

Como já foi referido, o trabalho correspondente esta fase consiste na localização das gotas e na estimativa do seu tamanho aproximado, através dum esquema de votação, resultante da aplicação da Transformada de Hough aos contornos gerados na fase de preparação. O esquema de votação, conforme é ilustrado na Figura 47, tem duas partes fundamentais: a votação de  $2 \times \pi \times r$  votos exercida por cada pixel de contorno, em pontos concêntricos que distam de si uma distância  $r$ , e a detecção do ponto mais votado, que corresponderá à eleição do centro duma circunferência de raio  $r$ .

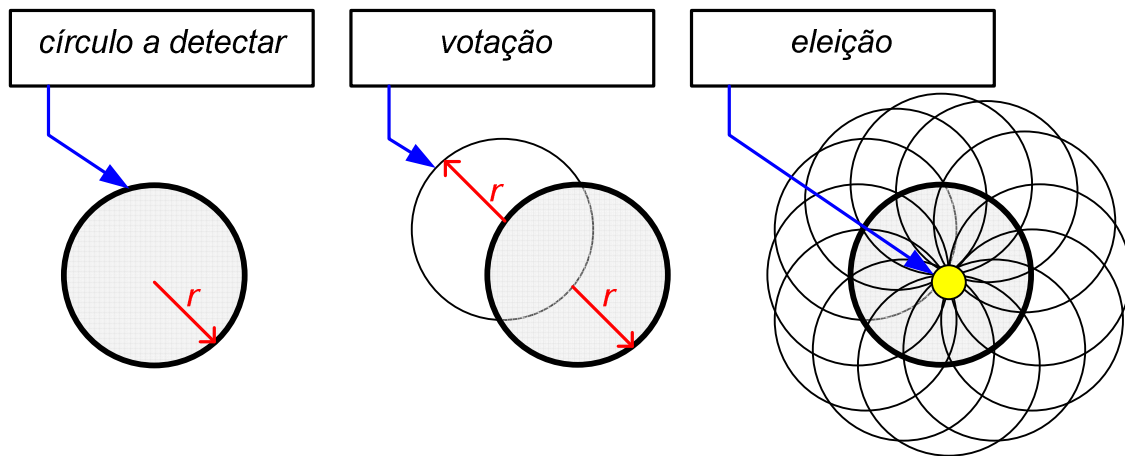


Figura 47 Esquema de votação

O método de votação utilizado é descrito na secção 3.3.3., e a eleição, descrita na secção 3.3.4.

Tratando-se dum processo de detecção de muitas gotas com diâmetros diversos, o número de votações geradas é muito elevado. A probabilidade de eleição de pontos que não correspondem a centros de gotas, mas que sejam pontos bastante votados, aumenta com a densidade de votação. Para minimizar este efeito foi adoptada uma sequência de operações, em função do tamanho das gotas e da sua ocorrência respectiva, que é descrita na secção 3.3.5.

Na secção 3.3.2. são definidas as grandezas geométricas relevantes para o algoritmo e na secção 3.3.1 são feitas algumas considerações iniciais justificativas.

### 3.3.1. CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Estas considerações iniciais justificam a não utilização de coordenadas polares na aplicação da Transformada de Hough.

Uma forma eficiente de aplicação da Transformada de Hough, reduzindo substancialmente o tempo de processamento, baseia-se na utilização de coordenadas polares associadas à direcção do gradiente [5], [8]. Para cada par de pontos  $(x, y)$ , a votação é feita, sucessivamente, ao longo da direcção do gradiente, em função do valor do raio considerado. A Figura 48 ilustra esta situação.

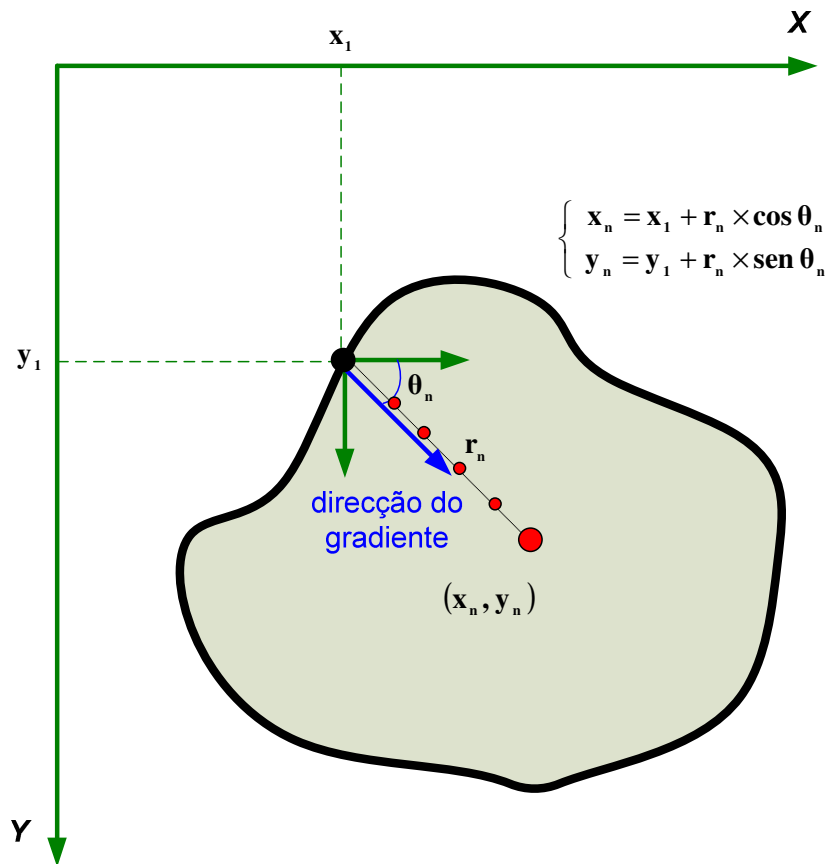
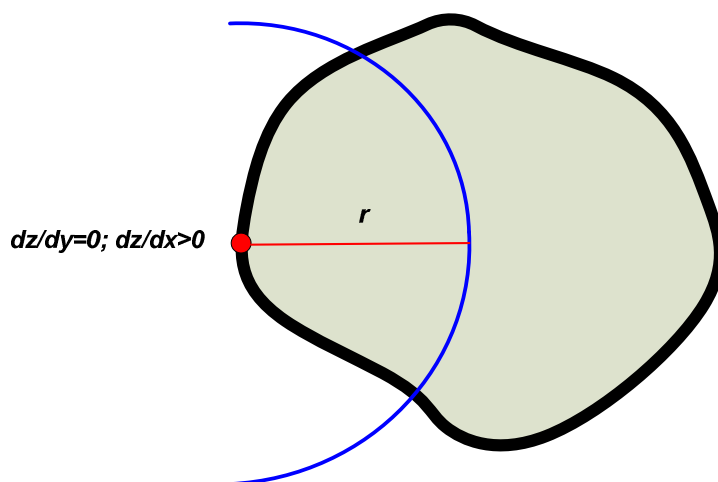


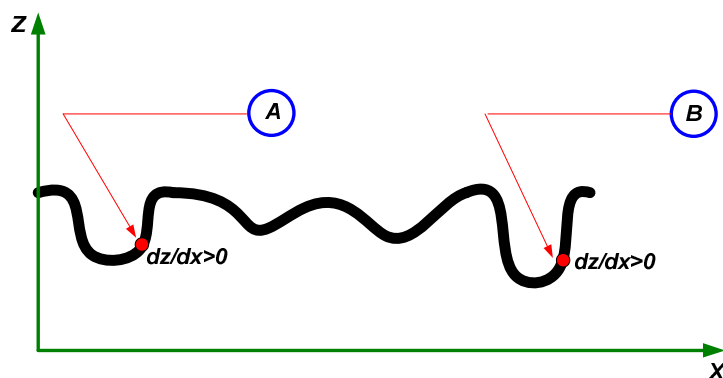
Figura 48 Coordenadas polares

Na fase de preparação do algoritmo, os contornos são determinados através da detecção dos pontos de inflexão das descidas, onde, pelo menos, uma das derivadas parciais é zero. Nestas circunstâncias, a direcção do gradiente é nula (definida por uma só coordenada, X ou Y), não havendo indicação de quadrante. Para se poder atingir com boa probabilidade a zona central, a votação deverá ter uma amplitude mínima de 180, graus, conforme se ilustra na Figura 49.



**Figura 49 Votação de 180 graus**

Contudo, dado o perfil do sinal não é possível determinar se o ponto de inflexão se situa no lado de dentro ou no lado de fora do “fosso”. Conforme é ilustrado no exemplo da Figura 50, o ponto de inflexão poderá ser o ponto A ou o ponto B, gerando-se incerteza quanto à orientação da votação (para dentro ou para fora do contorno).



**Figura 50 Incerteza de localização**

É sempre necessária uma votação com amplitude de 360 graus sob pena de se desperdiçar a votação, conforme se mostra na Figura 51. Estas circunstâncias inviabilizam a utilização de coordenadas polares associadas à direcção do gradiente.

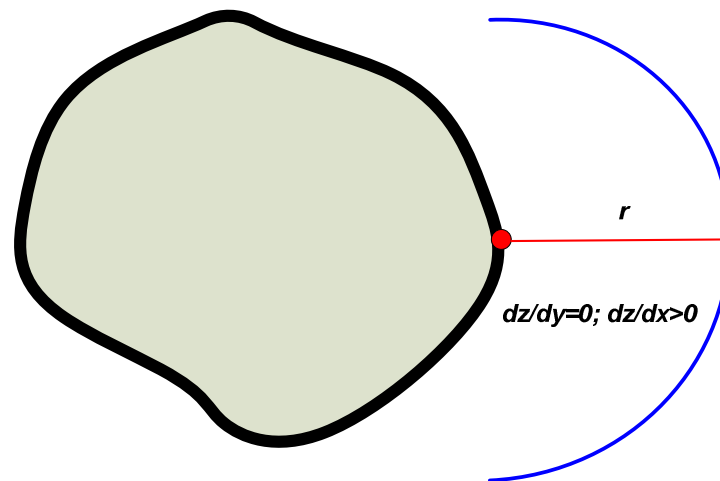


Figura 51 Votação inútil

Caso se tivesse optado por uma técnica de detecção de contornos que permitisse associar a cada pixel de *edge* um gradiente em que ambas as derivadas parciais tivessem valor diferente de zero, também não seria aconselhável a utilização de coordenadas polares associadas à direcção desse gradiente. A irregularidade dos contornos obrigaria a votações de grandes amplitudes de forma a haver certeza da sua utilidade. A Figura 52, com um contorno um pouco mais deformado, exemplifica esta situação através da zona marcada a quadriculas.

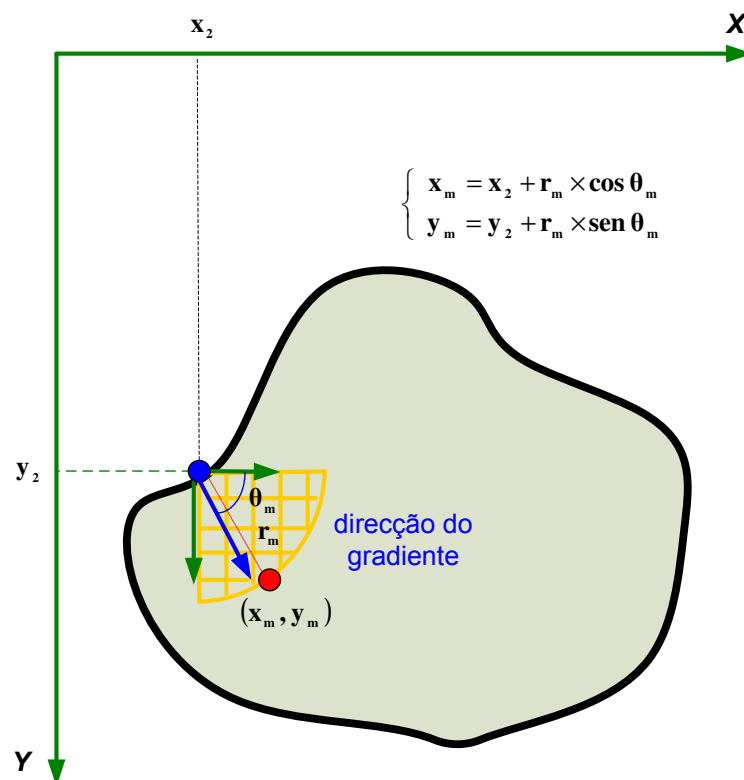


Figura 52 Irregularidade dos contornos

### 3.3.2. GRANDEZAS GEOMÉTRICAS

Genericamente, pode-se representar o contorno de cada gota como um objecto de forma irregular, com uma deformação que varia de raio  $r_1$  a raio  $r_2$ , podendo admitir-se que a amplitude absoluta da deformação varia em função do tamanho das gotas, sendo, geralmente, maior em gotas de maior dimensão, tal como ilustra a Figura 53.

A diferença entre o raio  $r_2$  e o raio  $r_1$  é designada por janela de deformação ( $jd$ ), conforme expressão (19) .

$$jd = r_2 - r_1 \quad (19)$$

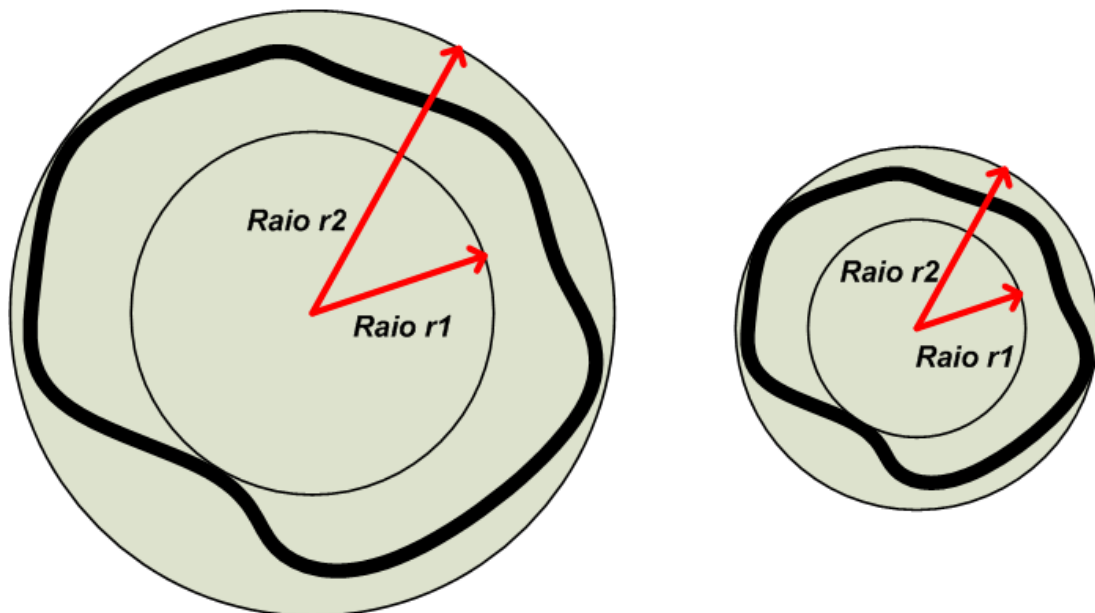


Figura 53 Representação gráfica dos contornos



Neste algoritmo considera-se que, independentemente do tamanho das gotas, a amplitude relativa da deformação é semelhante isto é, a relação  $r_1/r_2$  é constante, conforme a expressão (20). As expressões (21) e (22) definem a relação em função de  $r_2$  e da janela de deformação ( $jd$ ).

$$C_{te} = r_1/r_2 \quad (20)$$

$$C_{te} = (r_2 - jd)/r_2 \quad (21)$$

$$C_{te} = 1 - (jd/r_2) \quad (22)$$

A relação entre a janela de deformação ( $jd$ ) e o raio  $r_2$  determina a deformação relativa ( $k$ ) do raio  $r_2$ , conforme a expressão (23).

A deformação relativa ( $k$ ) é um parâmetro de entrada definido pelo utilizador que determina, conforme a expressão (24), a janela de deformação ( $jd$ ) associada a cada raio  $r_2$ .

Após alguns testes, para o tipo de imagens analisadas, o valor adoptado para a deformação relativa ( $k$ ) foi de 0,33. Trata-se dum valor empírico, não resultante de quaisquer propriedades físicas dos líquidos em análise.

$$k = jd/r_2 \quad (23)$$

$$jd = r_2 \times k \quad (24)$$

O raio médio ( $rm$ ) é definido pela expressão (25).

$$rm = r_2 - (jd/2) \quad (25)$$

O perímetro médio ( $pm$ ) é definido pela expressão (26).

$$pm = 2 \times \pi \times rm \quad (26)$$

A área de deformação ( $ad$ ) é definida pela expressão (27).

$$ad = \pi \times r_2^2 - \pi \times (r_2 - jd)^2 \quad (27)$$

A Figura 54 ilustra graficamente os parâmetros referidos.

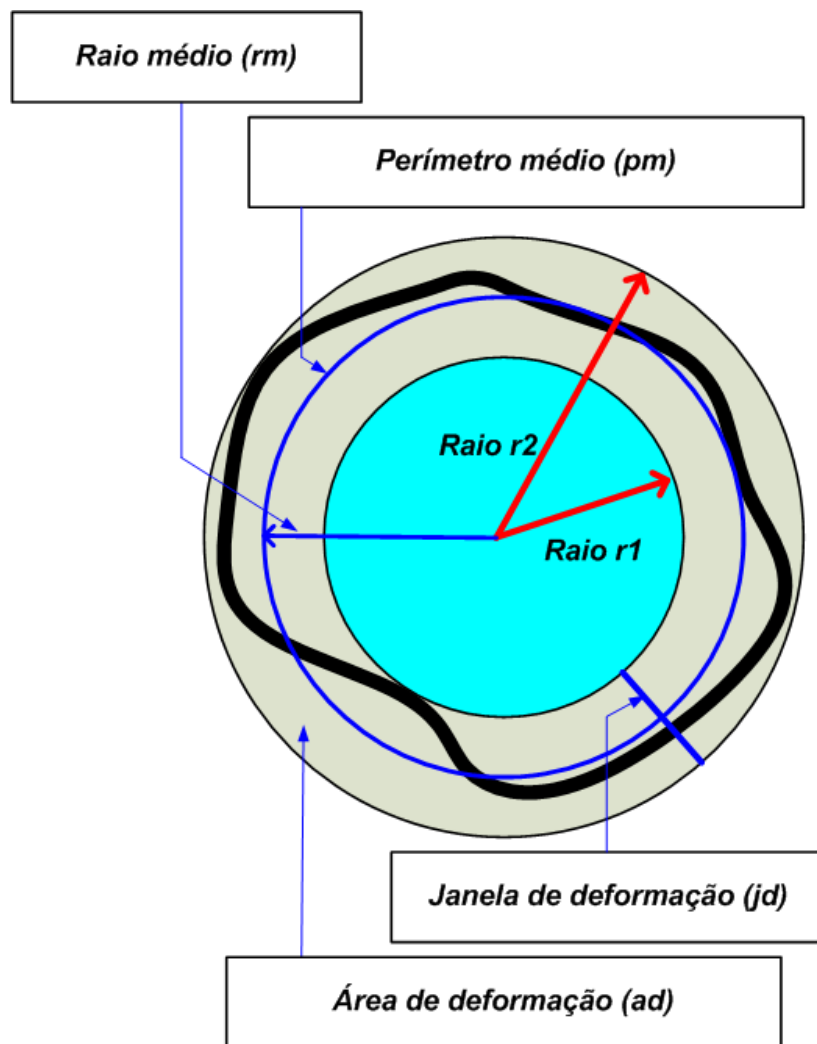


Figura 54 Parâmetros geométricos

### 3.3.3. VOTAÇÃO

A votação é efectuada através da aplicação sucessiva, no intervalo  $[r_2 - jd, r_2]$ , da Transformada de Hough, a todos os pixels da imagem de contornos ( $I_c$ ), gerando um conjunto de circunferências de votação com raio pertencente, também, ao intervalo,  $[r_2 - jd, r_2]$ . A votação final é o somatório do resultado da sucessiva aplicação da Transformada de Hough no intervalo referido.

A Figura 55 exemplifica a aplicação da Transformada de Hough, no intervalo  $[r_2 - jd, r_2]$ , a um pixel de contorno. A área azul corresponde à área total de votação e a circunferência azul no interior dessa área corresponde à única que gera votação no ponto de convergência. Cada pixel de contorno gera um número de votos ( $vp$ ) de acordo com a expressão (28).

$$vp = \sum_{r=r_2-jd}^{r_2} 2 \times \pi \times r \quad (28)$$

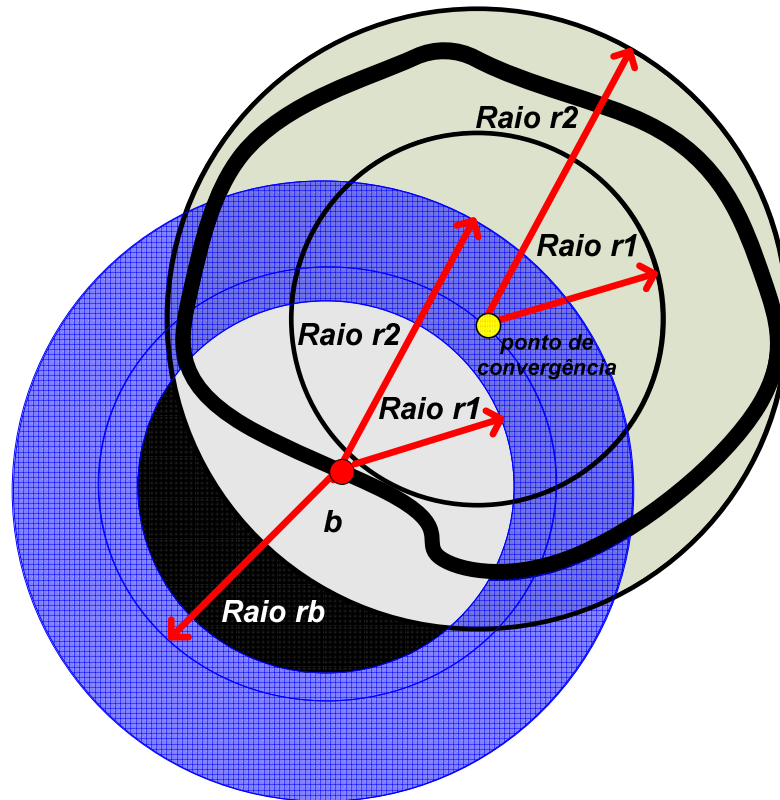
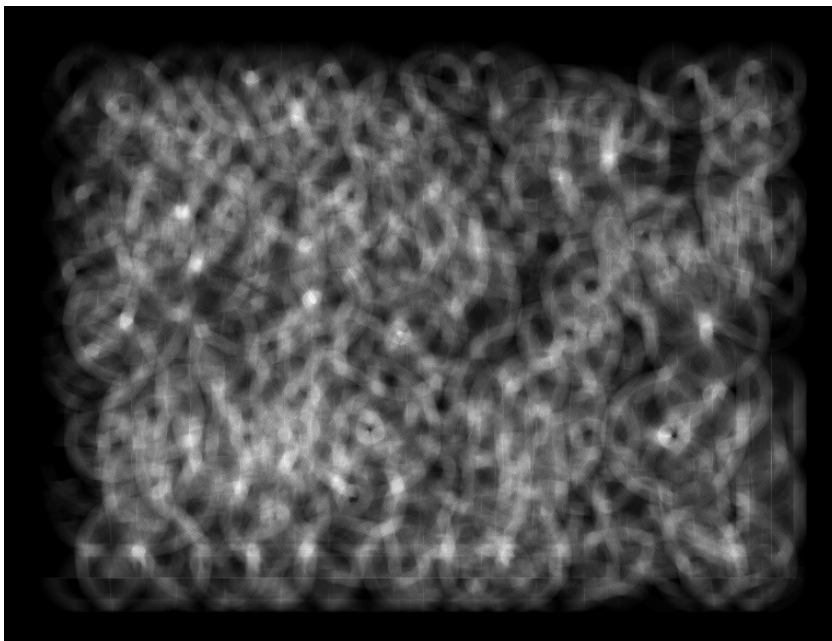


Figura 55 Aplicação da Transformada de Hough a um pixel de contorno

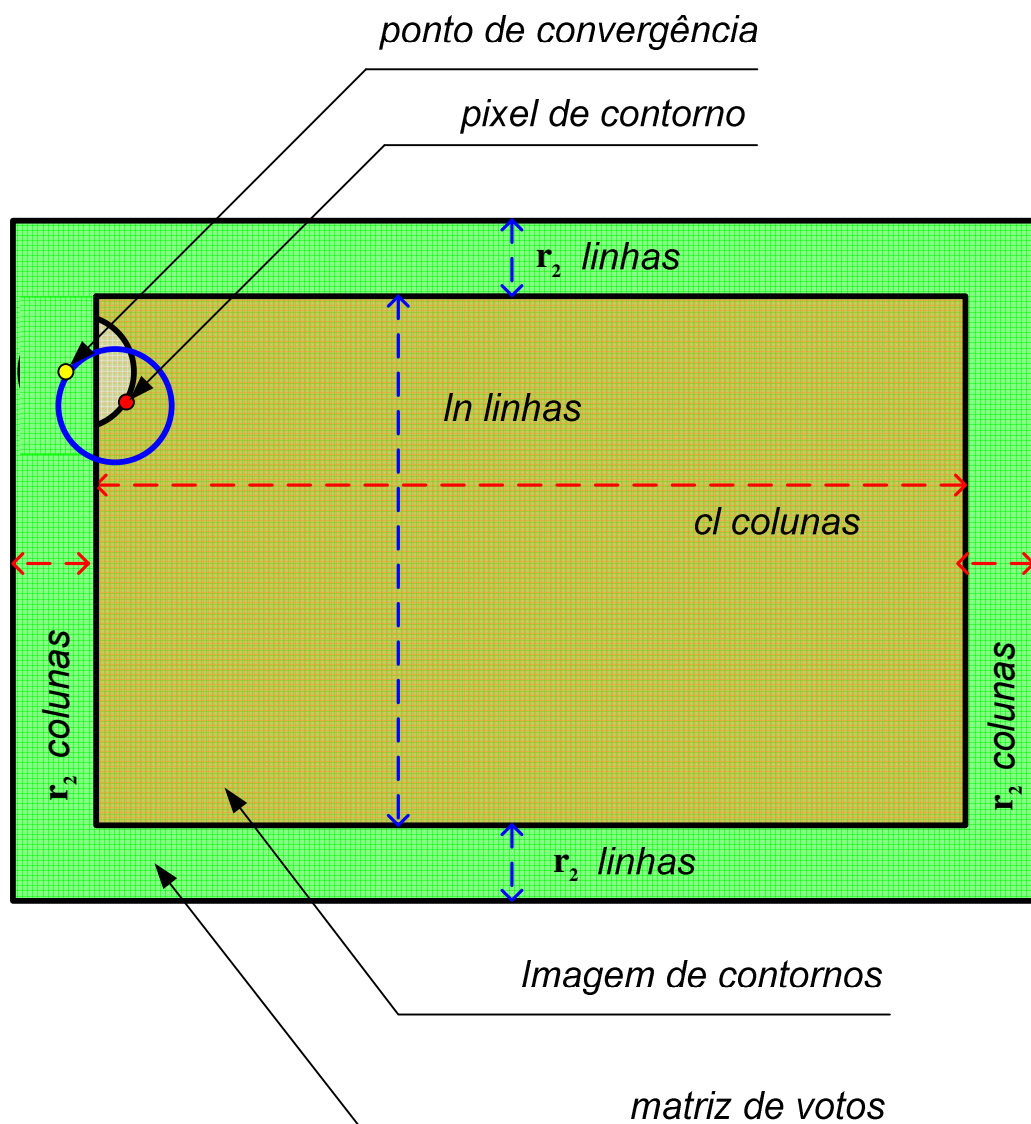
A Figura 56 mostra a imagem da matriz que acumula os votos (matriz de votos), numa das fases do processamento automático, depois de ser aplicada a Transformada de Hough à imagem de contornos ( $I_c$ ), para  $r_2=32$  pixel e  $jd=11$ .



**Figura 56** Matriz de votos gerada com  $r_2=32$  pixel e  $k=0,33$

As zonas mais claras, na imagem da Figura 56, correspondem a zonas com maiores votações que terão maior probabilidade de serem eleitas como centro duma gota. As zonas periféricas da imagem da matriz de votos têm aspecto mais escuro devido à ausência de pixéis de contorno nessas zonas e, conseqüentemente, as votações serem menores.

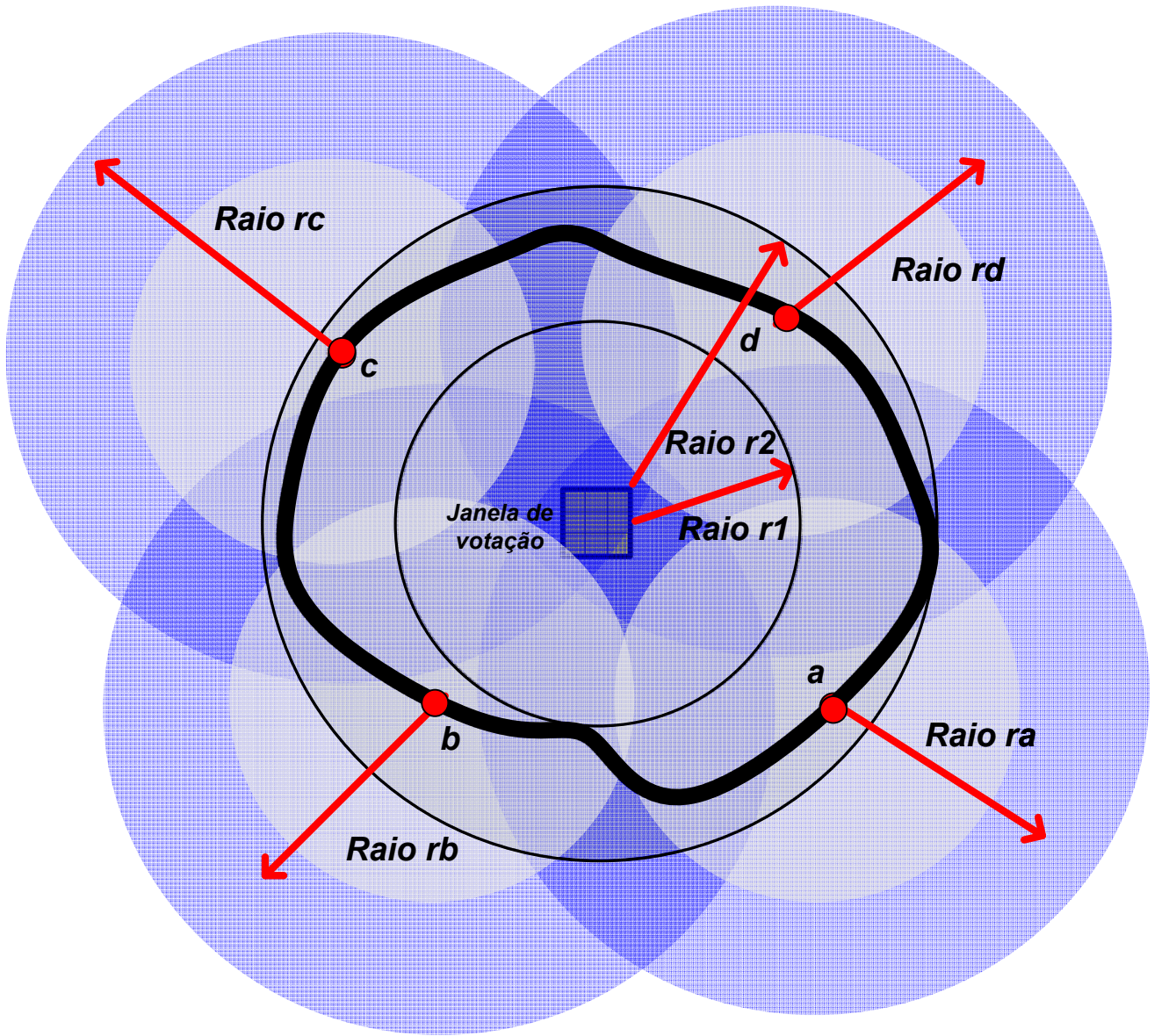
Tem-se ainda a questão das gotas que aparecem cortadas nos limites das imagens. Se as gotas estiverem amputadas em mais de metade do seu tamanho, então, o centro localiza-se fora da imagem. Para detectar as gotas cortadas nos limites da imagem a dimensão da matriz de votos deverá ter mais  $2 \times r_2$  linhas e mais  $2 \times r_2$  colunas do que a imagem de contornos ( $I_c$ ). Este sobredimensionamento permite acumular todos os votos de pixéis de contorno que se encontrem nas franjas da imagem de contornos ( $I_c$ ) de forma a poderem ser detectados pontos de convergência elegíveis que se encontrem projectados no exterior, como está exemplificado na Figura 57.



**Figura 57** Sobredimensionamento da matriz de votos

Para raios grandes, devido aos processos de arredondamento no cálculo, o erro gerado provoca dispersão de votos na vizinhança do ponto de convergência. Assim, determinou-se que a janela de votação (jv), área de contagem de votos, tem uma dimensão de  $3 \times 3$  pixéis, para raios superiores a 15 pixéis, e dimensão de  $1 \times 1$  para os restantes. O algoritmo faz a ponderação respectiva, conforme se trate duma janela  $1 \times 1$  ou  $3 \times 3$ .

A Figura 58, mostra a variação de densidade de votação, expressa na variação da intensidade da cor, e a janela de votação como uma matriz de dimensão  $3 \times 3$ .



**Figura 58 Panorâmica geral da votação**

Considerando que o contorno duma gota tem um perímetro aproximado ao perímetro médio (pm), e que em cada janela de votação (jv) é depositado um só voto, então, o número de votos gerados (vg) será:

$$vg = pm \times vp \quad (29)$$

Combinando as expressões (24), (25), (26) e (28) obtém-se o número de votos gerados (vg) em função da deformação relativa (k) e do raio r2, conforme expressão (30)

$$vg = 2 \times \pi \times r_2 \times (1 - (k/2)) \times \left( \sum_{r=r_2(1-k)}^{r_2} 2 \times \pi \times r \right) \quad (30)$$

Considerando uma janela de votação de dimensão  $1 \times 1$ , o número de votos úteis, um por cada ponto do contorno da gota, é dado pela expressão (31)

$$v_u = 2 \times \pi \times r_2 \times (1 - (k/2)) \quad (31)$$

A relação sinal/ruído (S/R) é então definida pela expressão (32)

$$\frac{S}{R} = v_u / v_g \quad (32)$$

Por cada votação útil são gerados  $\sum_{r=r_2(1-k)}^{r_2} 2 \times \pi \times r$  votos de ruído. Numa imagem com várias gotas, as votações são elevadas e o ruído excessivo provocará a detecção de gotas inexistentes.

### 3.3.3.1. RESTRIÇÃO PARA METADE DA AMPLITUDE DE VOTAÇÃO

Com base na análise do sinal das derivadas parciais é possível restringir a amplitude da votação a um par de quadrantes, duplicando a relação sinal/ruído (S/R), diminuindo a probabilidade de detecção de gotas fantasma.

O processo verifica qual é a origem de cada pixel da imagem de contornos (Ic): pode ter origem na matriz Ia (contornos da direcção X) ou na matriz Ib (contornos da direcção Y). Esta verificação tem por objectivo determinar qual a direcção de análise.

Se a origem for a matriz Ia, é efectuada, a partir das coordenadas do pixel em causa, uma análise da variação dos valores das derivadas parciais  $\frac{\partial z}{\partial x}$  e  $\frac{\partial z}{\partial y}$  nas matrizes respectivas Ix e Iy, ao longo do sentido negativo da direcção X. O número de valores analisados coincide com o tamanho da espessura do gradiente  $ed_x$ .

Se a origem for a matriz Ib, é efectuada, a partir das coordenadas do pixel em causa, uma análise da variação dos valores das derivadas parciais  $\frac{\partial z}{\partial x}$  e  $\frac{\partial z}{\partial y}$  nas matrizes respectivas Ix e Iy, ao longo do sentido negativo da direcção Y. O número de valores analisados coincide com o tamanho da espessura do gradiente  $ed_y$ .

O sentido percorrido para efeitos de análise da variação das derivadas parciais é o negativo porque foi esse que, ao ser percorrido no sentido positivo, permitiu detectar as descidas e um caminho conhecido.

O valor do sinal das derivadas parciais e a variação da direcção do gradiente indicam em que quadrante se encontra cada pixel da imagem de contornos (Ic).

A Figura 59 resume a descrição do processo na direcção X.

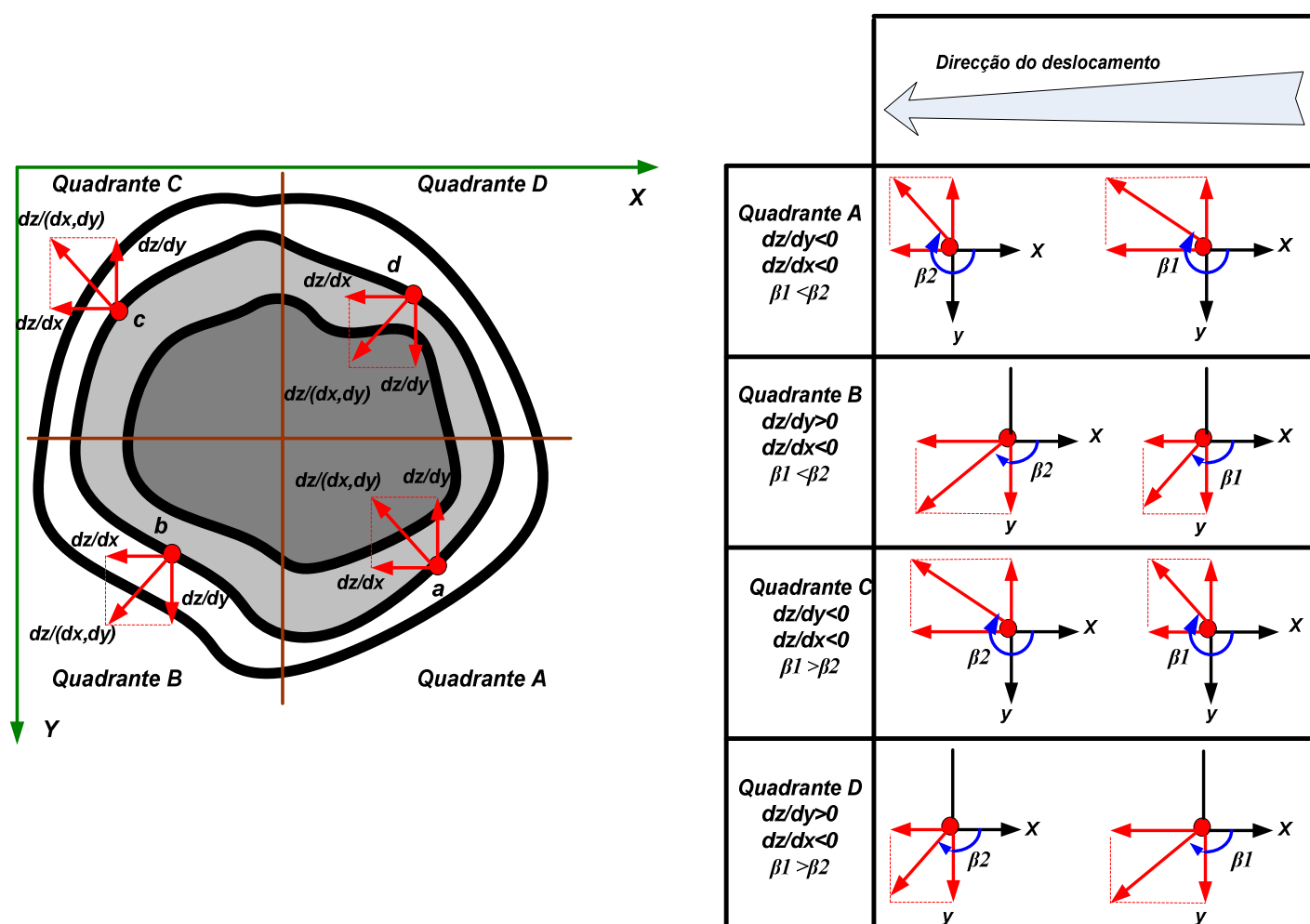


Figura 59 Variação do sinal e direcção do gradiente na direcção X



A Figura 60 resume a descrição do processo na direcção Y.

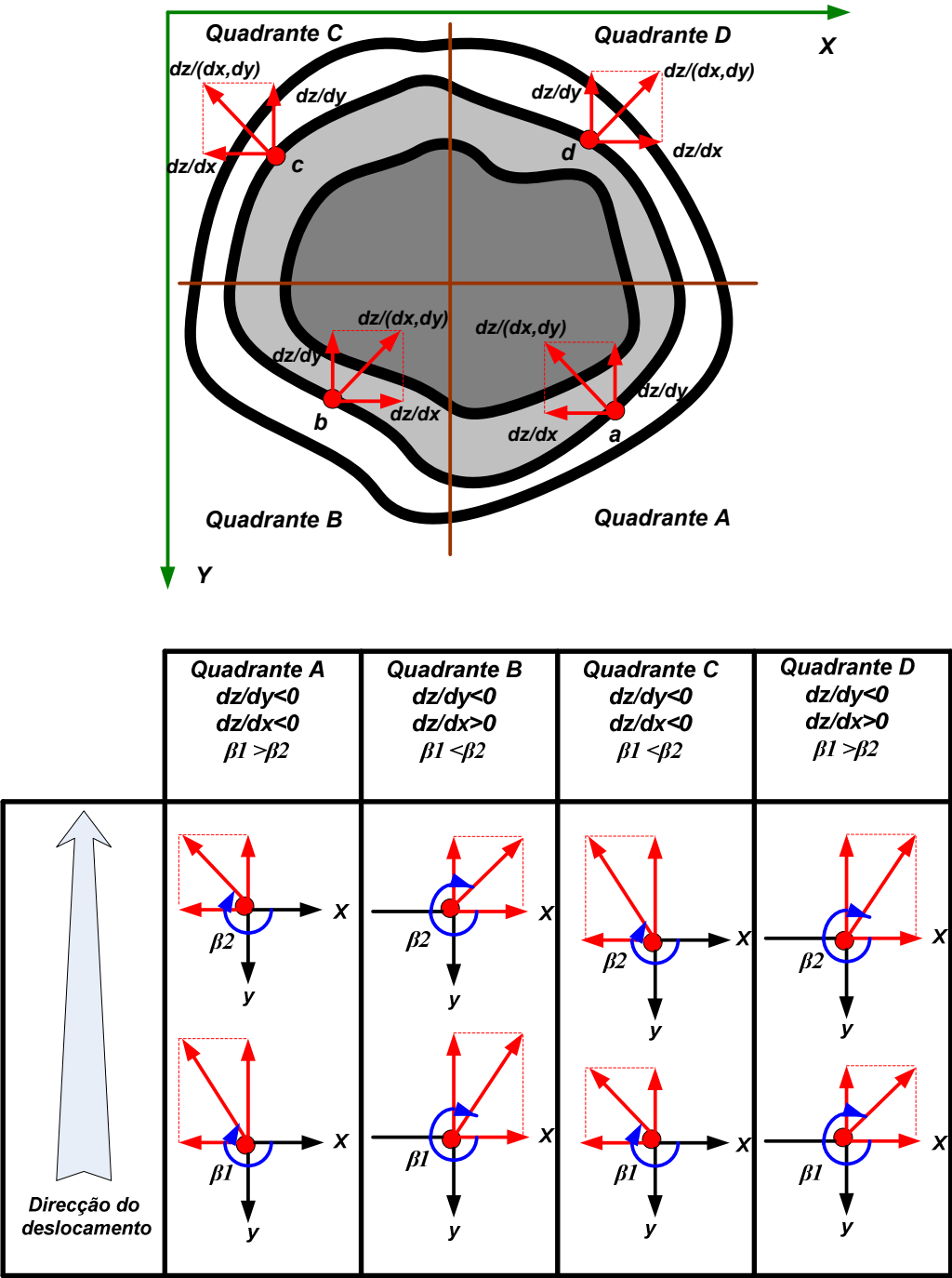
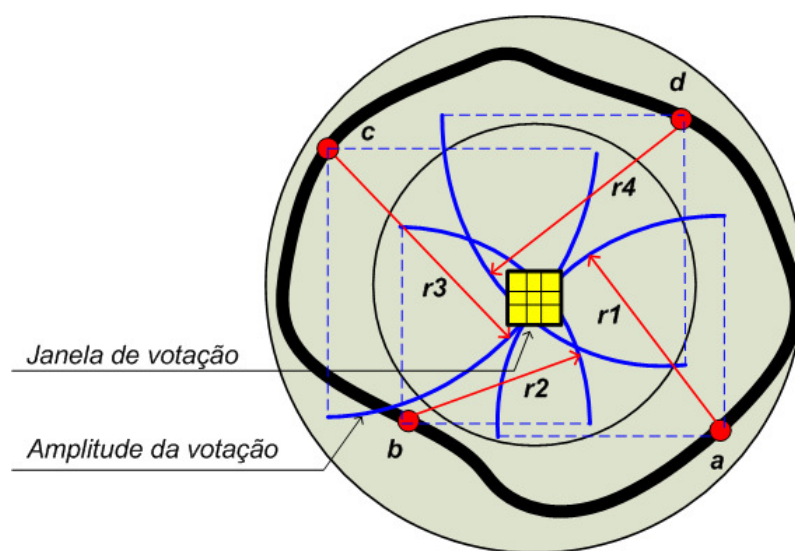


Figura 60 Variação do sinal e direcção do gradiente na direcção Y

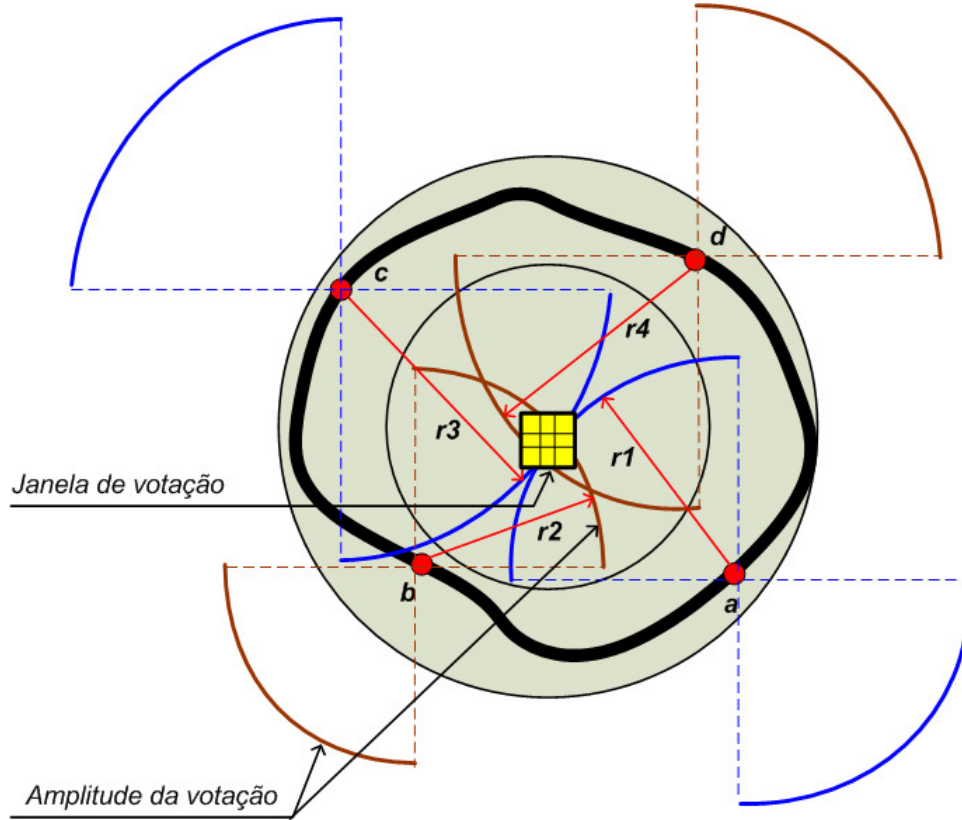
Se se tratasse dum sólido regular sem deformações, então, com base no sinal das derivadas parciais e na variação do ângulo da direcção gradiente, poder-se-ia determinar o quadrante de votação, havendo só indecisão na fronteira dos quadrantes, conforme é ilustrado na Figura 61.



**Figura 61** Quadrantes de votação teóricos

No entanto, não se tratando dum sólido regular, a direcção do gradiente não tem uma evolução definida, não sendo possível estimar o quadrante de votação. Verifica-se contudo, conforme se mostra na Figura 59 e Figura 60, que os sinais das derivadas parciais, quando se percorrem as matrizes  $I_x$  e  $I_y$  nos sentidos definidos para o efeito, são iguais nos pares de quadrantes (A, C) e (B, D).

Assim, devido ao factor de incerteza, a votação terá uma amplitude de dois quadrantes: um quadrante de votação dentro da gota e outro fora da gota, conforme está ilustrado na Figura 62.



**Figura 62 Pares de quadrantes de votação**

Nestas circunstâncias, por cada votação útil são gerados  $\sum_{r=r_2(1-k)}^{r_2} \pi \times r$  votos de ruído, ou seja, metade do gerado pelo processo original.

Quando, após o processamento dum percurso, houver indecisão relativamente à predominância do sinal das derivadas parciais, pois o sólido é irregular e poderão surgir mudanças bruscas, a amplitude de votação passará a ser a circunferência.

### 3.3.4. ELEIÇÃO

A eleição tem o objectivo de determinar possíveis centros de círculos. É efectuada através da aplicação dum limiar de decisão (*threshold*) a todas as coordenadas da matriz de votos.

Conforme foi definido na secção 3.3.2, genericamente, pode-se representar o contorno de cada gota como um objecto de forma irregular, com uma deformação que varia de raio  $r_1$  a raio  $r_2$ . Para estimar o valor do *threshold* de eleição ( $tr$ ), considera-se que o perímetro do contorno duma gota corresponde ao perímetro médio ( $pm$ ) que se circunscreve a meio da janela de deformação ( $jd$ ). Considerando a votação de todos os pixéis dum contorno duma gota, então o número mínimo de votos, para eleger uma coordenada da matriz de votos como centro dum círculo correspondente à gota, é igual ao valor do perímetro médio.

No entanto, a votação é condicionada por “abstenções” e “votos nulos”. As “abstenções” estão relacionadas com gotas que não têm contorno completo, e os “votos nulos” referem-se a votações exercidas por contornos de gotas vizinhas, contíguas ou sobrepostas. Portanto, na avaliação da votação é necessário ponderar estes factores.

Para determinar o *threshold* de eleição ( $tr$ ) de uma forma mais adequada às diferentes dimensões das gotas que se pretendem detectar, fez-se uma análise empírica dos factores intervenientes. Com base nessa análise, foram introduzidos conceitos a que se chama ruído estatístico ( $re$ ), factor de amortecimento ( $fa$ ) e factor de sensibilidade ( $fsr$ ) :

- O ruído estatístico ( $re$ ) é o resultado de votações exercidas a partir da área de deformação ( $ad$ ) por pixéis de contorno não pertencentes à gota que está a ser processada.
- O factor de amortecimento ( $fa$ ) suaviza o erro cometido no cálculo do ruído estatístico ( $re$ ).
- O factor de sensibilidade ( $fsr$ ) determina a percentagem mínima do perímetro médio da gota ( $pm$ ) que se considera para validar a sua existência.

Estes conceitos são definidos, pormenorizadamente, mais à frente.

O contexto de votação está representado na Figura 63.

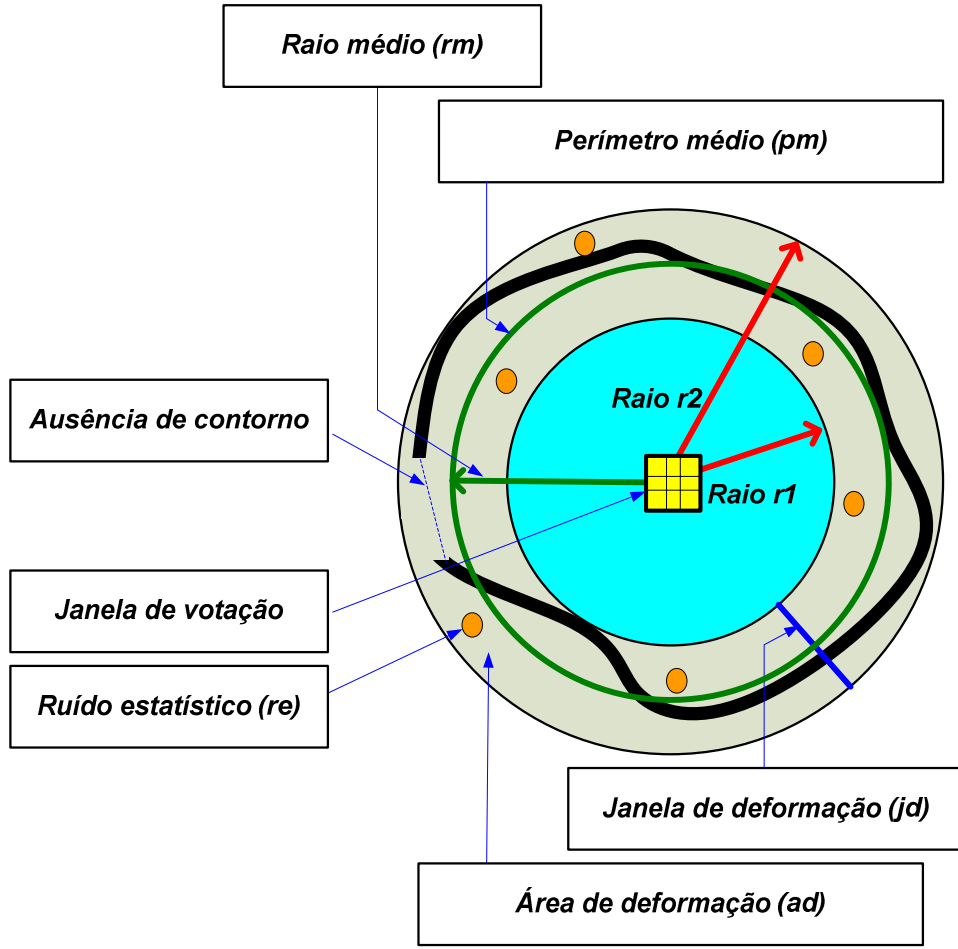


Figura 63 Contexto de votação

#### 3.3.4.1. DETERMINAÇÃO DO RUÍDO ESTATÍSTICO

Pode-se considerar que o número total de pixels de contorno da imagem de contornos ( $I_c$ ) corresponde à soma dos pixels de contorno da gota em processamento com os restantes, designados por pixels de fundo ( $pf$ ), conforme expressão (33).

$$\sum_1^n pc_n = pf + (2 \times \pi \times rm) \quad (33)$$

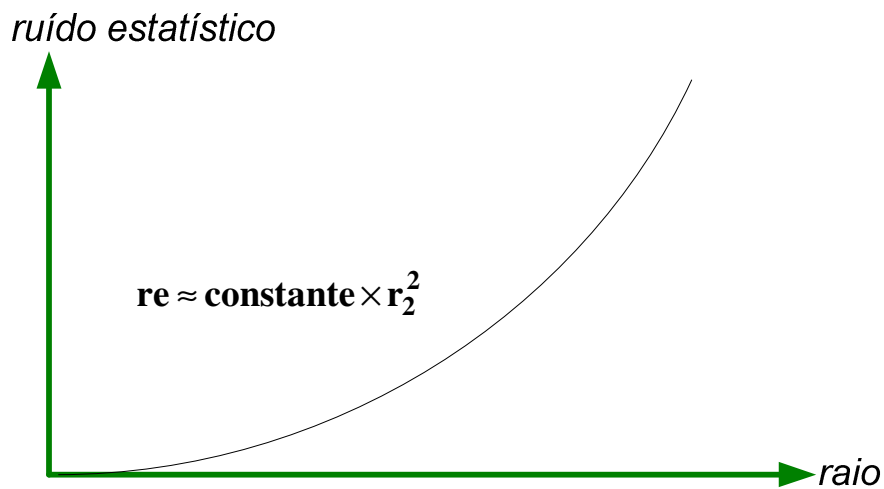
A expressão (34) define a densidade dos pixels fundo ( $df$ ).

$$df = \left( \left( \sum_1^n pc_n \right) - (2 \times \pi \times rm) \right) / (ln \times cl) \quad (34)$$

Então o ruído estatístico (re), definido pela expressão (35), será o produto da área de deformação (ad) com a densidade dos pixéis fundo (df).

$$re = ad \times df \quad (35)$$

Como a área de deformação (ad), de acordo com a expressão (27), é aproximadamente proporcional a  $r_2^2$ , então o ruído estatístico (re) será também aproximadamente proporcional a  $r_2^2$ , conforme é ilustrado na Figura 64.

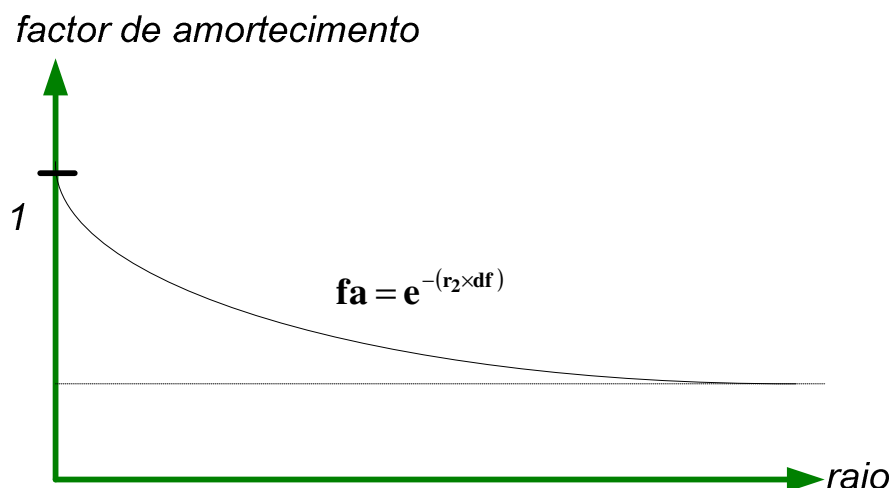


**Figura 64 Ruído estatístico**

#### **3.3.4.2. DETERMINAÇÃO DO FACTOR DE AMORTECIMENTO**

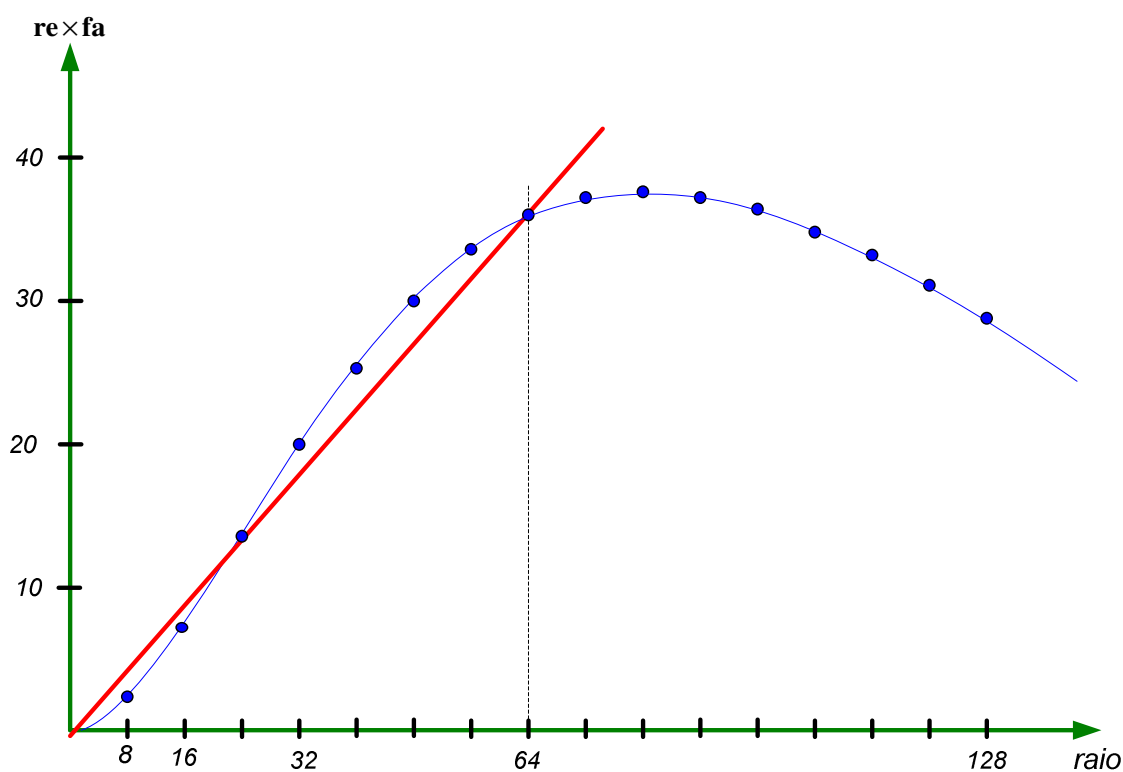
No entanto, se se considerar que há uma parcela de erro associada ao ruído estatístico (re), este erro também variará com o quadrado do raio  $r_2$ . Em consequência, para raios grandes, o valor do ruído estatístico (re) será muito inflacionado pelo erro cometido. Para tornar o erro, aproximadamente, proporcional ao valor do raio  $r_2$ , conforme ilustrado na Figura 66, é introduzido um factor de amortecimento (fa), conforme expressão (36) e Figura 65. O valor da densidade de pixéis de fundo (df) está definido na expressão (34).

$$fa = e^{-(r_2 \times df)} \quad (36)$$



**Figura 65 Factor de amortecimento**

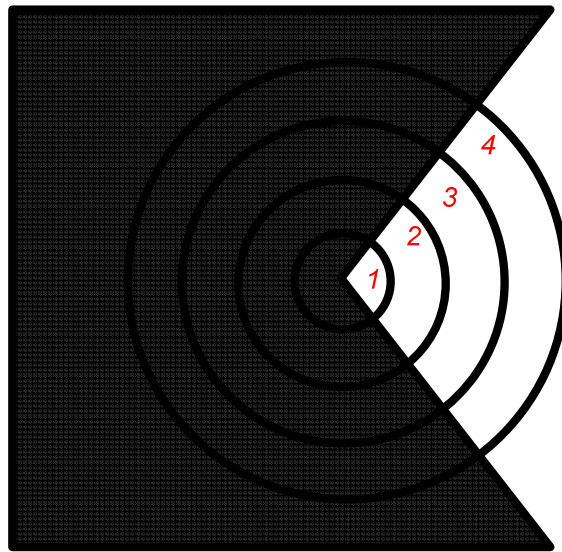
Assim, para a gama de raios considerada (o programa está a funcionar com  $r_2$  máximo igual a 64), o produto do ruído estatístico ( $re$ ) com o factor de amortecimento ( $fa$ ) é aproximadamente proporcional ao raio. A Figura 66 ilustra esta aproximação (e pode-se observar o respectivo erro) para uma densidade de pixéis de fundo ( $df$ ), aproximadamente, igual a  $1/40$ .



**Figura 66 Ruído estatístico amortecido**

### **3.3.4.3. DETERMINAÇÃO DO FACTOR DE SENSIBILIDADE**

A variação da sensibilidade do *threshold* de eleição ( $tr$ ) é função da variação da dimensão do raio. Para gotas de raios grandes podem-se validar contornos incompletos pequenos. No entanto, para gotas de raios pequenos, embora a relação entre o contorno parcial e o perímetro possa ser idêntica, tal não é aconselhável porque provavelmente é ruído. A Figura 67 ilustra a descrição efectuada: no contexto dum ambiente ruidoso, o arco 4 tem mais probabilidade de ser um contorno do que o arco 1.



**Figura 67 Probabilidade de contorno**

O algoritmo considera que a variação da sensibilidade do *threshold* de eleição ( $tr$ ) é inversamente proporcional ao valor do raio. Se a gota tiver só um pixel de contorno então a sensibilidade tem que ser máxima para se detectar todo o contorno. No entanto se o raio tender para infinito a sensibilidade tenderá para zero.

O cálculo do factor de sensibilidade ( $fsr$ ) tem dois passos de processamento: no 1º passo é calculado o valor mínimo para o raio médio ( $rm$ ) máximo e no 2º passo é calculada a expressão geral.



- 1º Passo: determinação do valor mínimo para o raio médio (rm) máximo.

O aumento da densidade de pixéis de fundo (df) dificulta a detecção dos centros das gotas. Infere-se que o factor de sensibilidade deverá diminuir com a diminuição da densidade dos pixéis de fundo (df), devendo ser mínimo para uma densidade de pixéis de fundo (df) igual a zero. A expressão (37) permite fazer esta aproximação e definir o factor de sensibilidade mínimo (fsd), para um dado raio médio (rm) máximo, em função da densidade de pixéis de fundo (df).

$$fsd = e^{-\left( \frac{rm_{(máximo)}}{df \times \text{ponderador}} \right)} \quad (37)$$

Como o valor da densidade de pixéis de fundo (df) é muito inferior a 1, é introduzido um factor ponderador. Para as imagens processadas, após vários testes, foi adoptado o valor de 1350. Concluiu-se, no entanto, que o valor do ponderador deverá variar duma forma fina, também em função do valor da densidade de pixéis de fundo (df), de forma a tornar mais suave as variações do valor do factor de sensibilidade mínimo (fsd).

Atendendo a estas circunstâncias, para o tipo de imagens testadas, o factor de sensibilidade mínimo (fsd) ajustou-se em 0,2. Em futuros desenvolvimentos tentar-se-á determinar uma expressão mais precisa.

- 2º Passo: determinação da expressão geral.

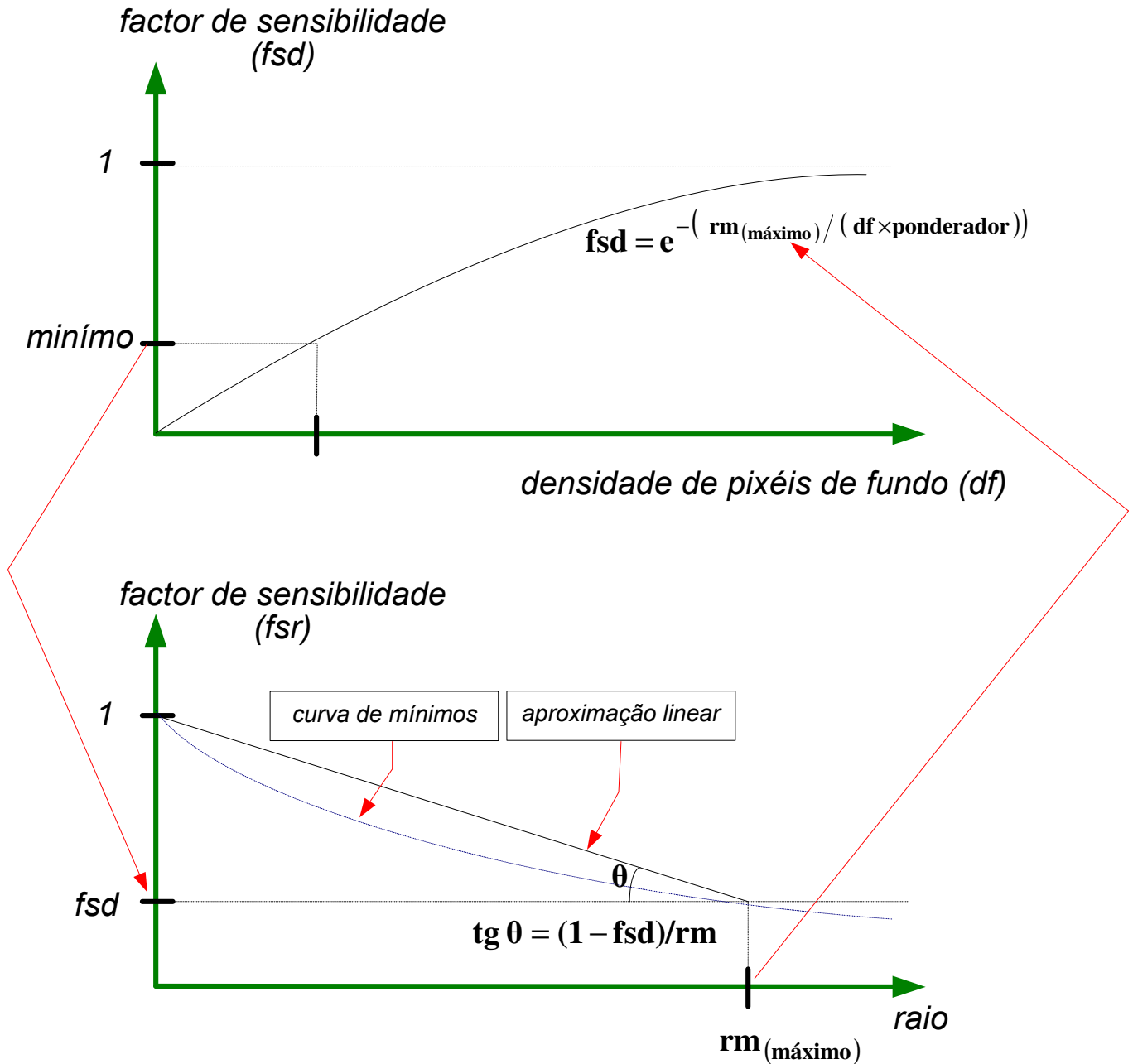
Após determinado o factor de sensibilidade, fsd, mínimo para o valor máximo do raio médio (rm), é calculada expressão geral do factor de sensibilidade em função do raio (fsr).

O factor de sensibilidade em função do raio (fsr), por aproximação considerada pelo algoritmo, é inversamente proporcional ao valor do raio. Nestas circunstâncias, tem valor máximo igual a um para raio médio (rm) igual a zero, e valor mínimo (fsd) para raio médio (rm) igual a máximo, sendo que se está a considerar df constante.

É efectuada uma aproximação linear da expressão (37), para raio médio (rm) variável e densidade de pixéis de fundo (df) constante. Os testes efectuados evidenciaram que se se considerasse a curva de mínimos resultante da aplicação da expressão (37), o número de gotas falsas detectadas aumentava. Daí a aproximação linear considerada. Na secção 3.3.5,

que descreve a sequência de operações, mostra-se o processo encontrado para fazer a aproximação gradual à curva de mínimos a partir da aplicação de sucessivas aproximações lineares.

A Figura 68 complementa a descrição efectuada.



**Figura 68** Factor de sensibilidade

A Figura 68 mostra que é possível estabelecer a relação definida na equação (38).

$$tg \theta = (1 - fsd)/rm_{(máximo)} \quad (38)$$

O factor de sensibilidade (fsr) para um dado raio médio (rm) é, então, determinado pela expressão (39), conforme ilustrado na Figura 69.

$$fsr = (rm_{(máximo)} - rm) \times tg\theta + fsd \quad (39)$$

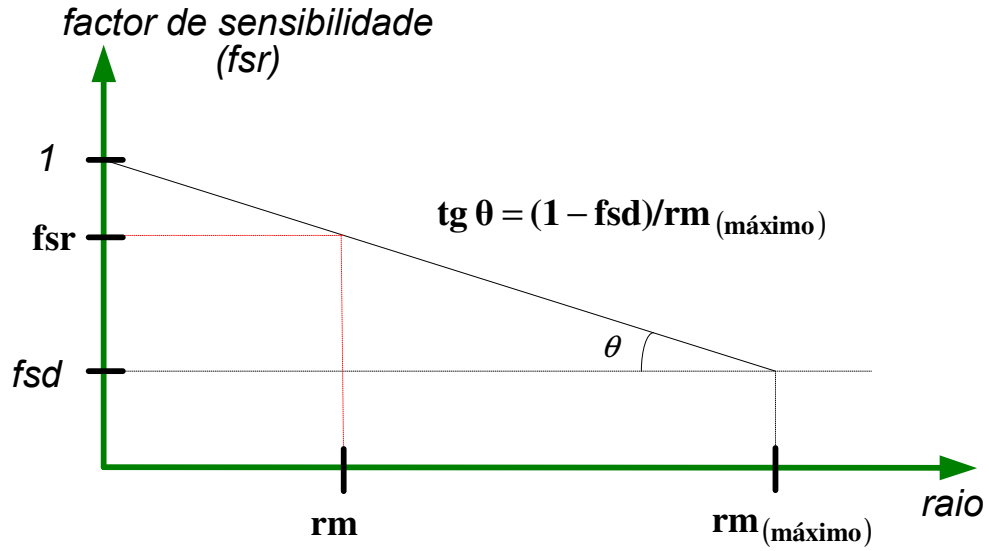


Figura 69 Determinação do factor de sensibilidade em função do raio

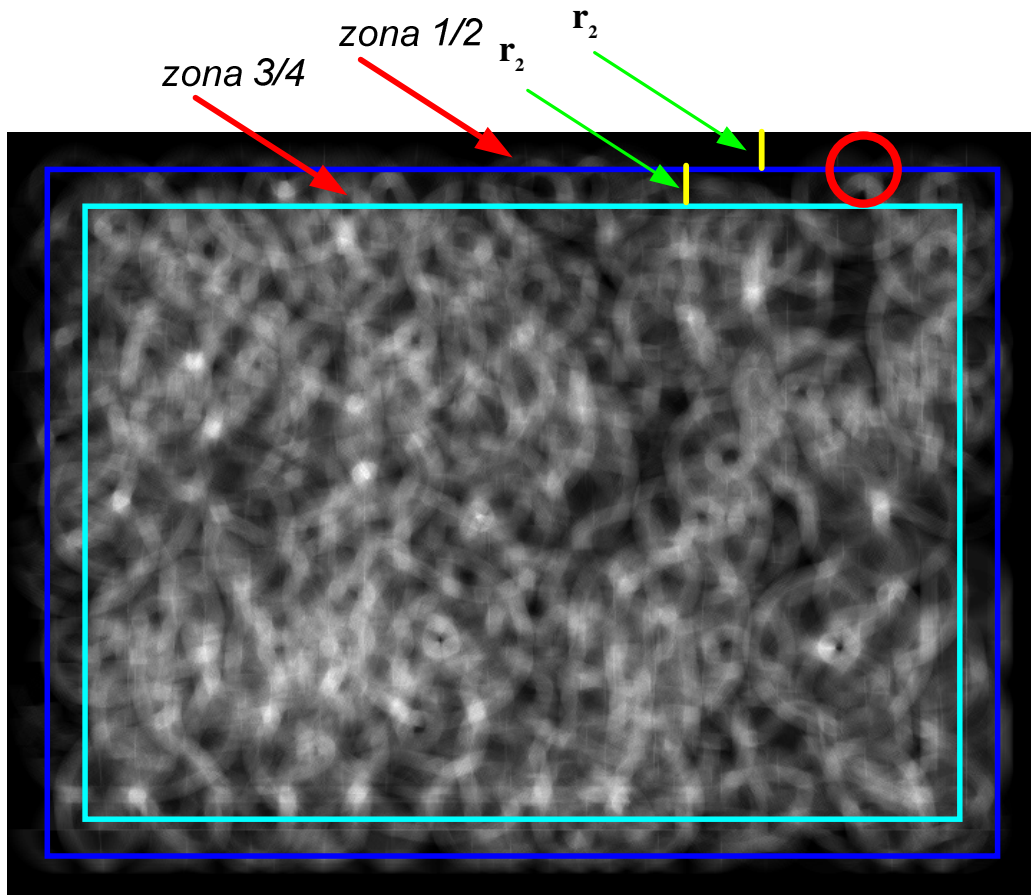
#### 3.3.4.4. EXPRESSÃO FINAL DO THRESHOLD DE ELEIÇÃO

O *threshold* de eleição é, finalmente, definido como a soma dos produtos do perímetro médio (pm) com o factor de sensibilidade (fsr) e do ruído estatístico (re) com o factor de amortecimento (fa), conforme definido pela expressão (40).

$$tr = (pm \times fsr) + (re \times fa) \quad (40)$$

Note-se que nenhum destes parâmetros exige ajuste do utilizador.

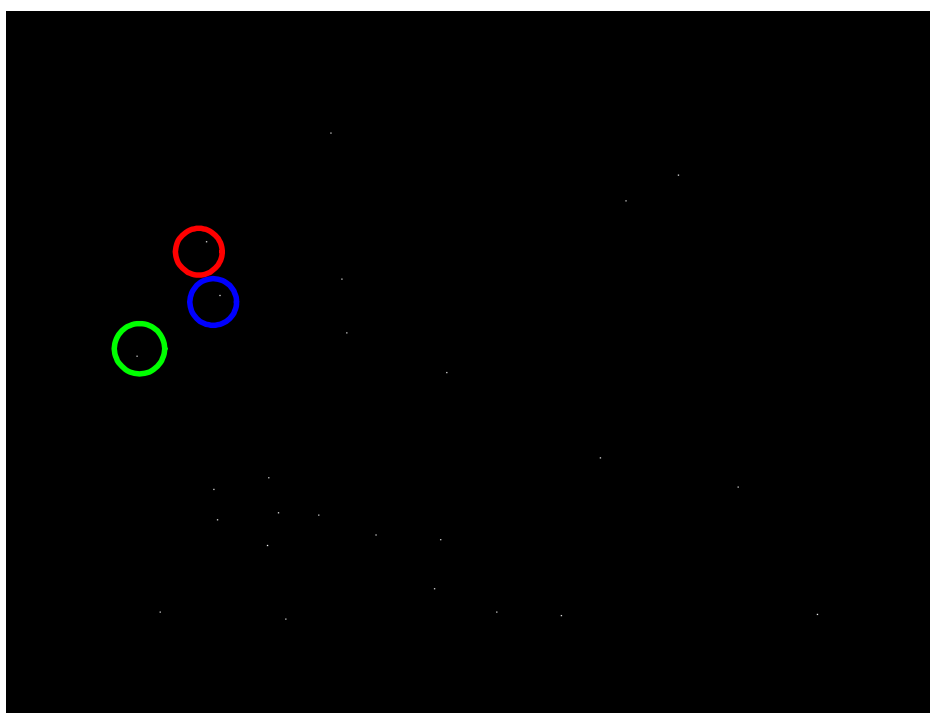
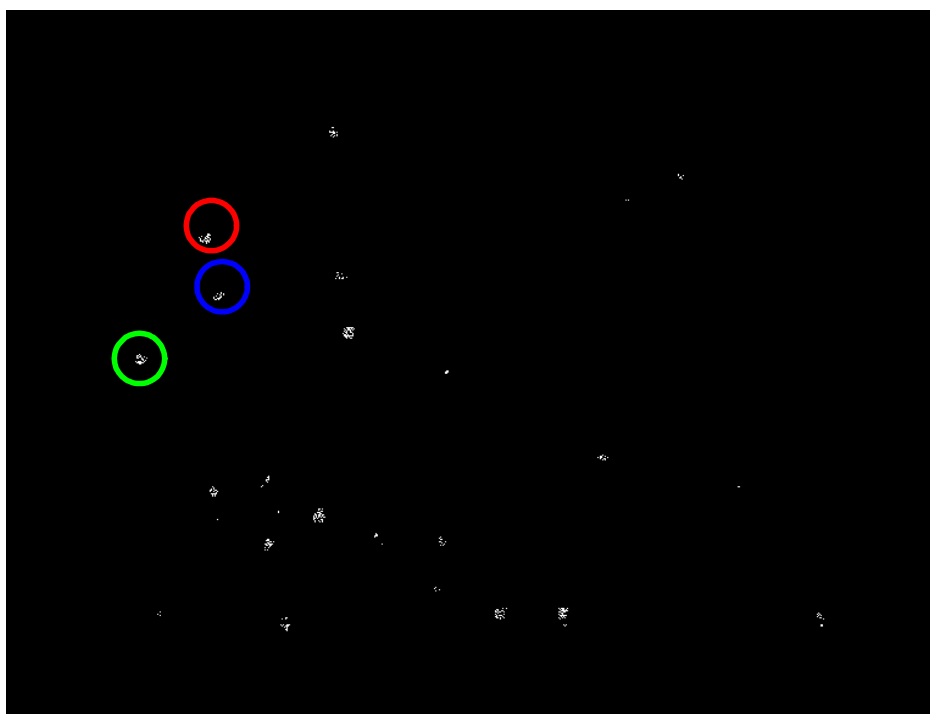
Conforme se mostra na Figura 70, nas zonas periféricas da matriz de votos, como o número de votos é menor, o *threshold* de eleição ( $tr$ ) é ponderado por 0,5 e por 0,75, conforme se trate, respectivamente, da zona mais periférica ou da zona intermédia.



**Figura 70 Ponderação das zonas periféricas**

O processo de eleição detecta “galáxias” de potenciais centros de gotas, conforme mostrado na Figura 71. O algoritmo determina qual o centro mais votado, numa área definida pelo utilizador (janela e limpeza), sendo, então, definitivamente eleito o centro mais votado. Adoptou-se 15 pixel para o valor do raio da janela de limpeza.

O valor do raio associado ao centro eleito corresponde àquele que mais contribuiu para a sua eleição, dentro da gama  $[r_2 - jd, r_2]$ .



**Figura 71** Determinação do centro mais votado.

### **3.3.5. SEQUÊNCIA DE OPERAÇÕES**

O processo de detecção de gotas, tal como já foi referido, é feito para gotas com diversos diâmetros, e o número de votações geradas é muito elevado. A probabilidade de eleição de pontos que não correspondem a centros de gotas, mas que contudo são pontos bastante votados, aumenta com a densidade de votação. Para minimizar este efeito e maximizar o número de centros detectados é estabelecida uma sequência de operações que pondera o tamanho das gotas e a sua ocorrência respectiva.

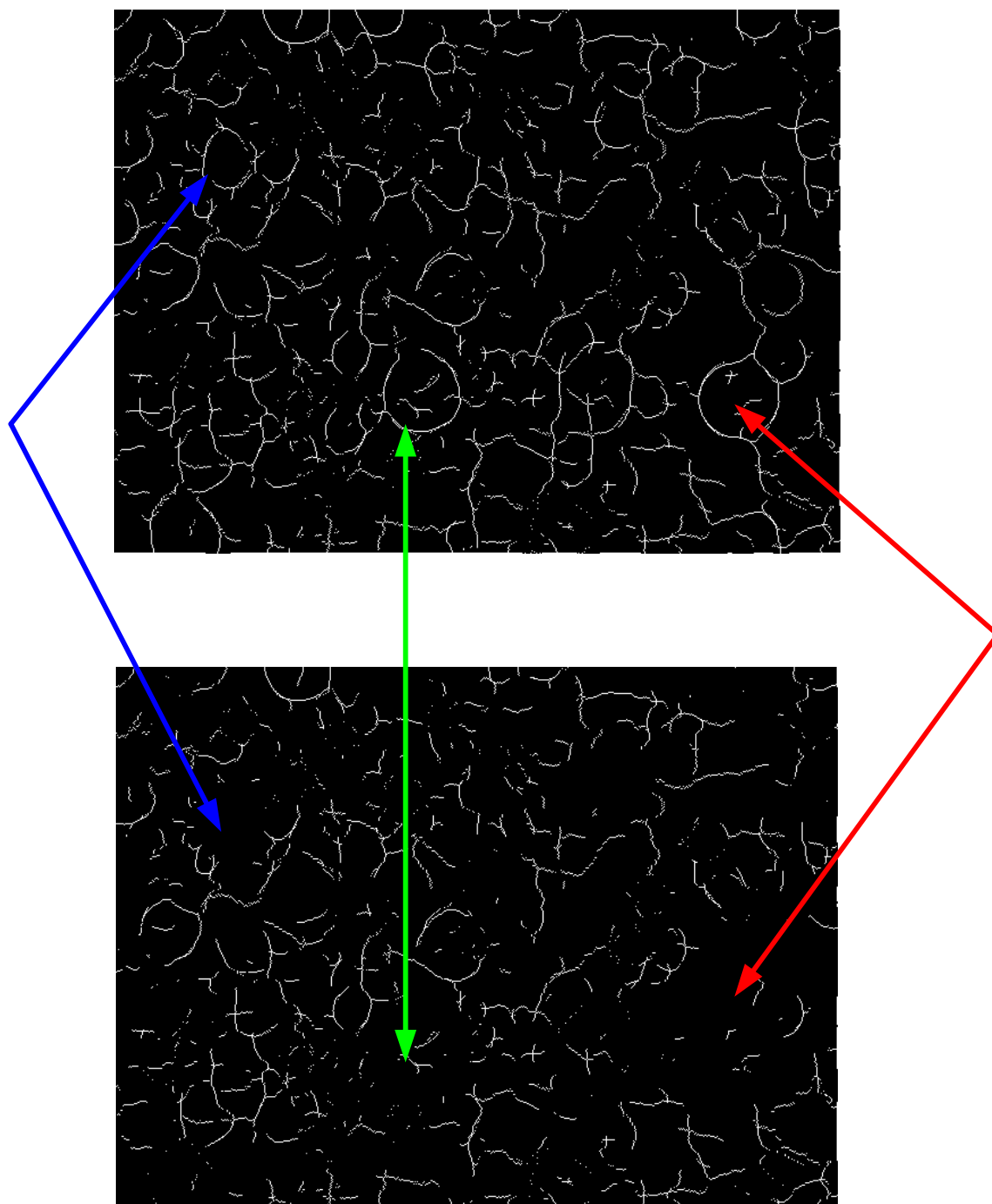
O algoritmo classifica as gotas em função do seu raio, considerando três tipos de lotes:

- Lote 1, entre 0 e 16 pixéis
- Lote2 entre 17 e 48 pixéis
- Lote 3 superior a 48 pixéis.

O lote 2 caracteriza-se por agregar as gotas que ocorrem com mais frequência.

Cada lote é processado mais que uma vez: O lote 1 e o lote 3 são processados duas vezes cada um, e o lote 2, é processado cinco vezes, correspondendo, no total a, nove passos de processamento. A modulação empírica deste procedimento, descrita com detalhe na Secção 3.3.5.1, baseou-se na análise sucessiva de resultados nos testes efectuados.

A imagem de contornos (Ic) sofre erosão no fim do processamento de cada passo: são excluídos os pixéis de contorno correspondentes às gotas detectadas. Desta maneira, reduz-se o ruído estatístico (re) de forma a minimizar a ocorrência de falsas votações no processamento do lote seguinte. O processo de erosão, sendo um processo destrutivo, poderá causar a eliminação de alguns pixéis associados a contornos contíguos ou sobrepostos. A Figura 72 mostra o efeito da erosão, por comparação entre a imagem de contornos (Ic) resultante do processamento do 1º passo e a resultante do processamento do 2º passo.

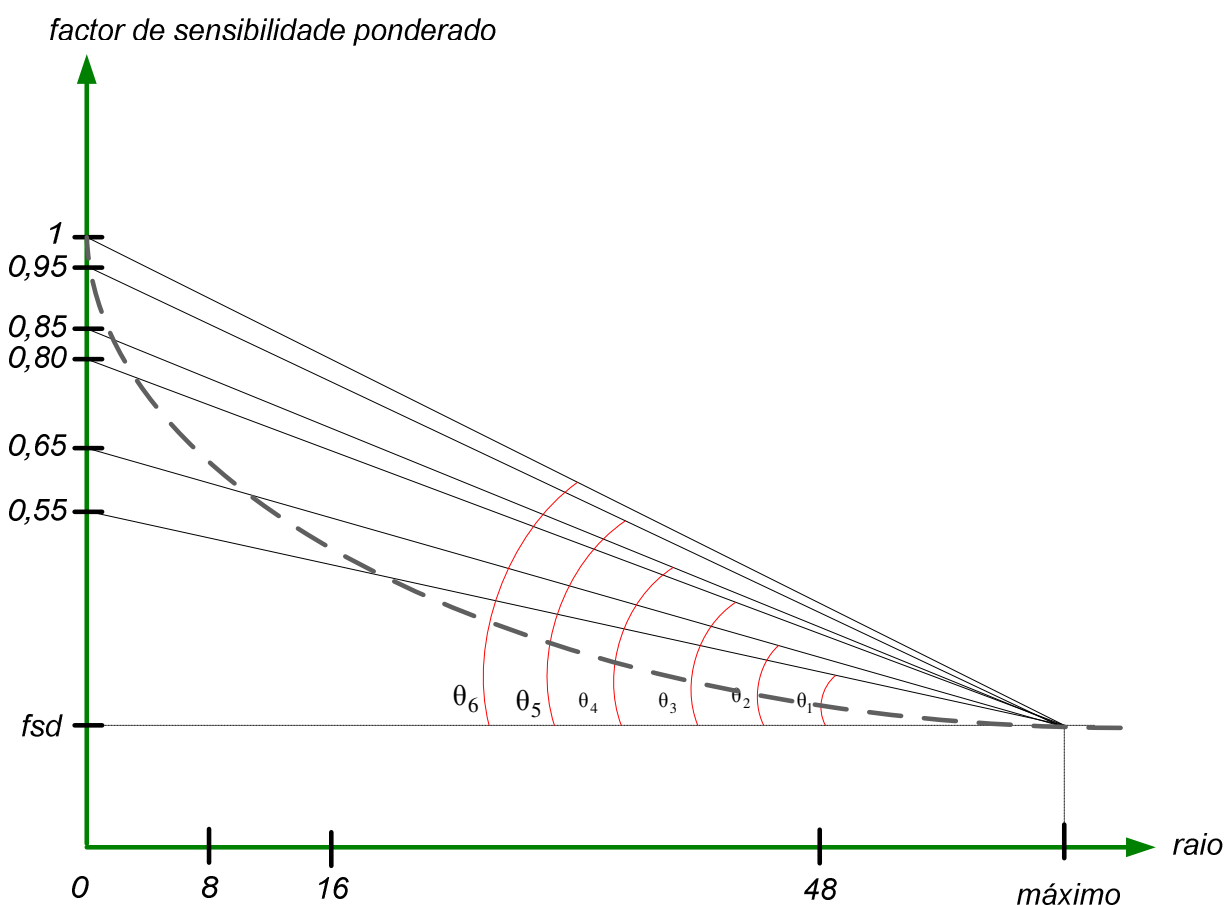


**Figura 72 Erosão**

O processamento repetido nos vários lotes, associado ao método de erosão, permite detectar, sucessivamente, contornos de gotas com perímetros cada vez menores. Em cada processamento é, ainda, aplicado um coeficiente de ponderação ( $p$ ) ao valor máximo do factor de sensibilidade ( $fsr$ ). Este procedimento facilita a detecção de gotas com contornos

bastante incompletos sem aumentar significativamente a detecção de centros de falsas gotas. O algoritmo considera seis níveis de ponderação.

Os coeficientes de ponderação (p), são parâmetros de entrada manipuláveis pelo utilizador. Após alguns testes, para o tipo de imagens analisadas, o valor adoptado para os níveis de ponderação foram: 1, 0,95, 0,85, 0,80, 0,65 e 0,55. Estes coeficientes permitem fazer a aproximação à curva de valores mínimos, assinalada a tracejado na Figura 73 (conforme já referido, os testes evidenciaram que se se considerasse directamente a curva de mínimos resultante da aplicação da expressão (37), o número de gotas falsas detectadas aumentava).



**Figura 73 Ponderação do factor de sensibilidade**

A aplicação do coeficiente de ponderação (p) altera a relação definida na equação (38). A nova relação passa a ser definida pela expressão (41) .

$$\text{tg } \theta = (p - \text{fsd})/\text{rm}_{(\text{máximo})} \quad (41)$$

Os centros eleitos em cada passo são sucessivamente armazenados na mesma matriz, sendo atribuído um peso a cada processamento, que varia de 0 a 4, de forma a distinguir a



importância dos referidos centros eleitos. Quanto maior for a possibilidade do processamento detectar centros reais, maior é a ponderação atribuída.

Na fase final, após os nove passos de processamento, o algoritmo determina qual o centro eleito com maior peso numa área definida pelo utilizador (janela de limpeza), sendo esse centro definitivamente eleito com o respectivo raio associado. Em caso de empate na avaliação do peso, é eleito o centro com maior raio associado.

### 3.3.5.1. PASSOS DE PROCESSAMENTO

Com base nestes pressupostos foram definidos os nove passos de processamento. A Figura 74 ilustra graficamente a sequência de operações a seguir descritas.

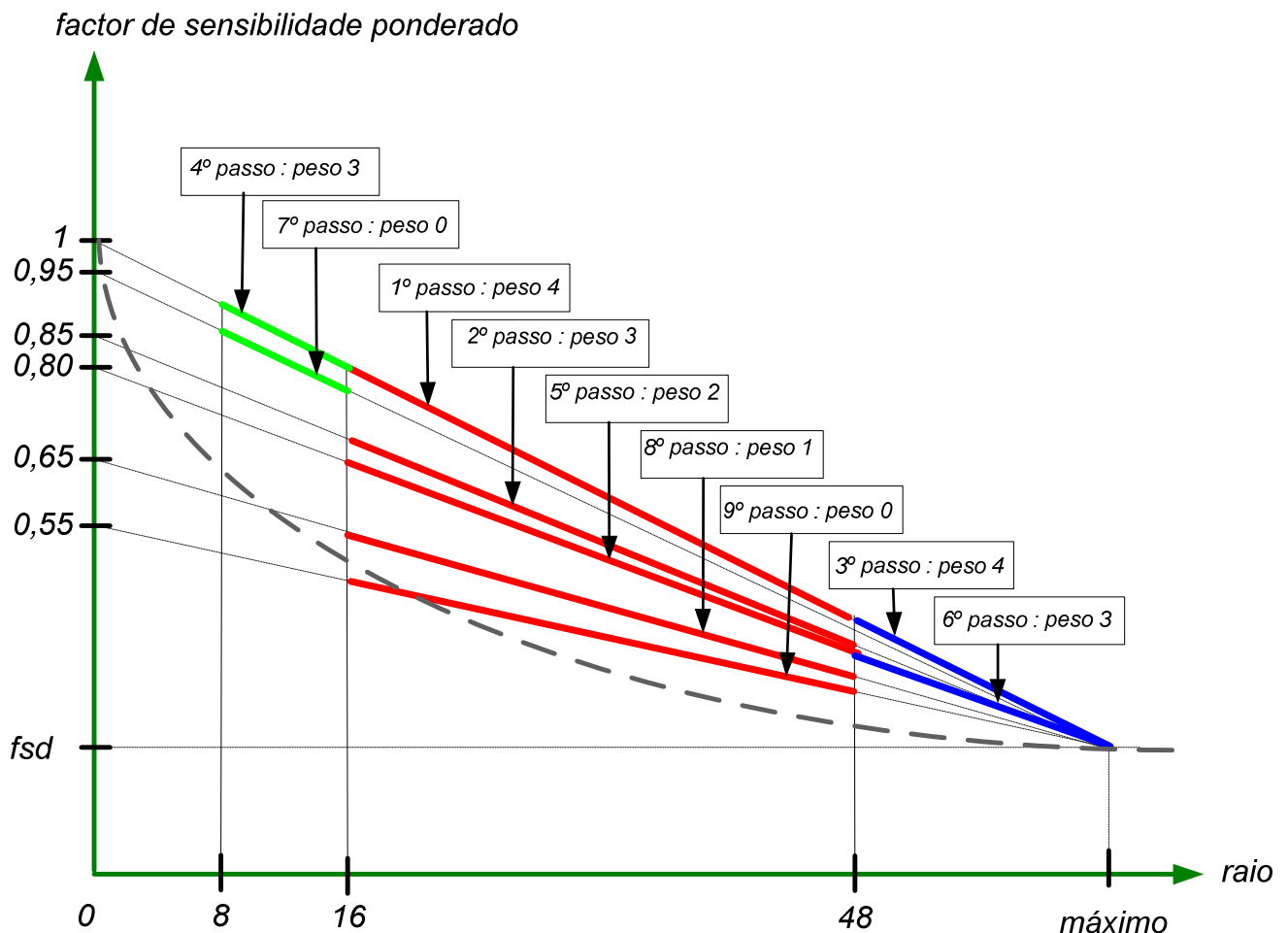


Figura 74 Sequência de operações

1º Passo: é processado o lote 2 com um coeficiente de ponderação (p) igual a 1 e com peso igual a 4.

Devido ao facto de ser o lote que agrega gotas que ocorrem com mais frequência, a erosão da imagem de contornos (Ic) que ocorre no final deste passo permite eliminar um grande número de pixéis de contorno que deixarão de perturbar as fases seguintes. Evita-se, desta forma, devido a disposições caprichosas dos pixéis de contorno, detectar falsas gotas de raios superiores. É atribuído o peso máximo a este passo porque os centros detectados têm grande probabilidade de serem verdadeiros.

2º Passo: é processado o lote 2 com um coeficiente de ponderação (p) igual a 0,85 e com peso igual a 3.

É atribuído o peso 3 a este passo porque os centros detectados têm um coeficiente de ponderação (p) inferior ao do 1º passo. As motivações são idênticas às referidas no 1º passo. Contudo a ideia base de voltar a processar o 2º lote com um coeficiente de ponderação (p) menor e um peso menor, para além de permitir eleger centros de gotas com menor contorno, é evitar que gotas com muito contorno sejam deformadas e lhes seja atribuído um raio maior, pois sendo o *threshold* de eleição (tr) menor promoveria a eleição dum centro real mas com raio deformado.

3º Passo: é processado o lote 3 com um coeficiente de ponderação (p) igual a 1 e com peso igual a 4.

Após os dois primeiros passos, com a erosão sucessiva da imagem de contornos (Ic), diminui a probabilidade de detectar falsas gotas de raio elevado devido à disposição geométrica dispersa e caprichosa dos contornos, sendo, então, aconselhável processar o lote 3.

4º Passo: é processado o lote 1 com um coeficiente de ponderação (p) igual a 1 e com peso igual a 3.

Os processamentos dos lotes de gotas com maior raio com a respectiva erosão da matriz de contornos (Ic), efectuados antes do lote das gotas de raio menor, diminuem a probabilidade de detecções de falsas gotas de raio menor motivadas por aglomerados de pixéis nos contornos das gotas de maior dimensão.

Tratando-se do primeiro processamento do lote 1 não lhe é contudo atribuído o peso máximo. Tratando-se de gotas pequenas a probabilidade de se tratar de ruído é grande e, na fase final de análise de coordenadas próximas, corria-se o risco de eleger um falso centro de gota pequena em detrimento dum maior verdadeiro mas com menor peso.

Abaixo dum raio de 8 pixéis a detecção não é eficiente.

5º Passo: é processado o lote 2 com um coeficiente de ponderação (p) igual a 0,80 e com peso igual a 2.

É atribuído o peso 2 a este passo porque os centros detectados têm um coeficiente de ponderação (p) inferior ao do 2º passo. As motivações são idênticas às referidas no 2º passo.

6º Passo: é processado o lote 3 com um coeficiente de ponderação (p) igual a 0,80 e com peso igual a 3.

Nesta fase, admite-se que a matriz de contornos (Ic) sofreu uma elevada erosão e que, consequentemente, a probabilidade de detectar falsas gotas de raio elevado devido à disposição geométrica dispersa e caprichosa dos contornos, baixou consideravelmente.

7º Passo: é processado o lote 1 com um coeficiente de ponderação (p) igual a 0,95 e com peso igual a 0.

As motivações são idênticas às referidas no 4º passo. No entanto, tratando-se do 2º processamento do lote 1, seria expectável que o peso fosse imediatamente inferior ao usado no passo 4. Contudo tratando-se de gotas com raios pequenos e aplicando um coeficiente de ponderação (p) mais baixo, a probabilidade dos centros detectados serem reais baixa ainda mais: daí o peso 0.

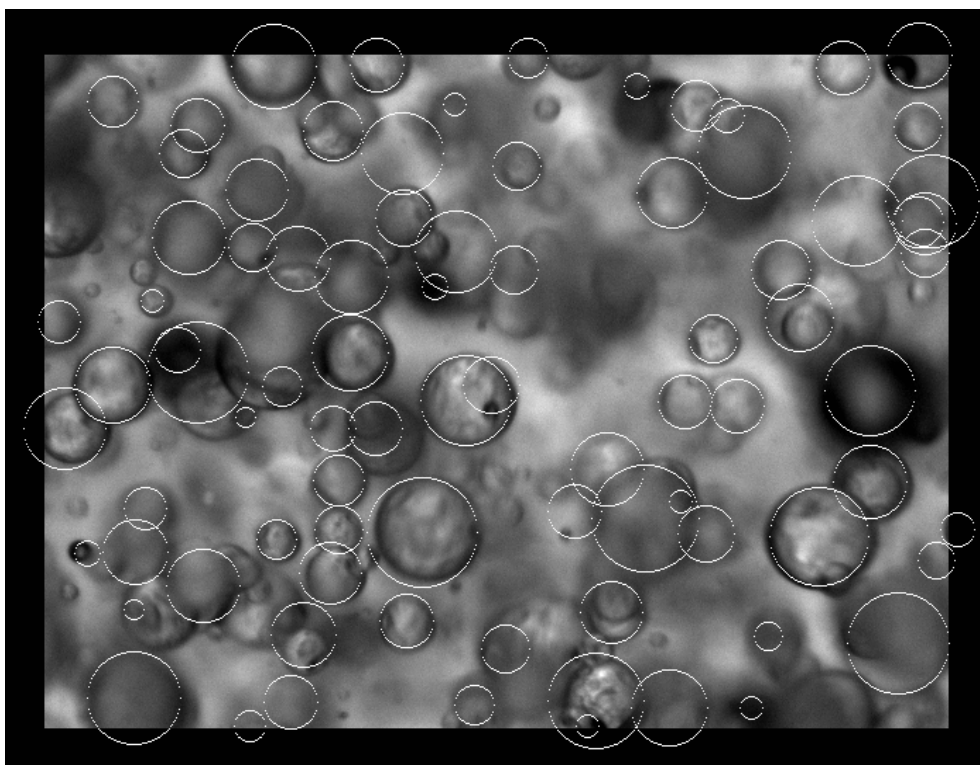
8º Passo: é processado o lote 2 com um coeficiente de ponderação (p) igual a 0,65 e com peso igual a 1.

É atribuído o peso 1 a este passo porque os centros detectados têm um coeficiente de ponderação (p) inferior ao do 5º passo. As motivações são idênticas às referidas no 2º passo.

9º Passo: é processado o lote 2 com um coeficiente de ponderação (p) igual a 0,55 e com peso igual a 0.

É atribuído o peso 0 a este passo porque os centros detectados têm um coeficiente de ponderação (p) inferior ao do 8º passo. As motivações são idênticas às referidas no 2º passo.

Após os nove passos de processamento, como já foi referido, o algoritmo determina qual o centro eleito com maior peso numa área definida pelo utilizador (janela e limpeza), sendo esse centro definitivamente eleito com o respectivo raio associado. Em caso de empate na avaliação do peso é eleito o centro com maior raio associado. É então gerada a imagem resultado (Ir), conforme Figura 75.



**Figura 75 Imagem resultado**

Apresenta-se a seguir, na Figura 76 e na Figura 77, um diagrama de fluxo simplificado para complementar a descrição até agora efectuada.

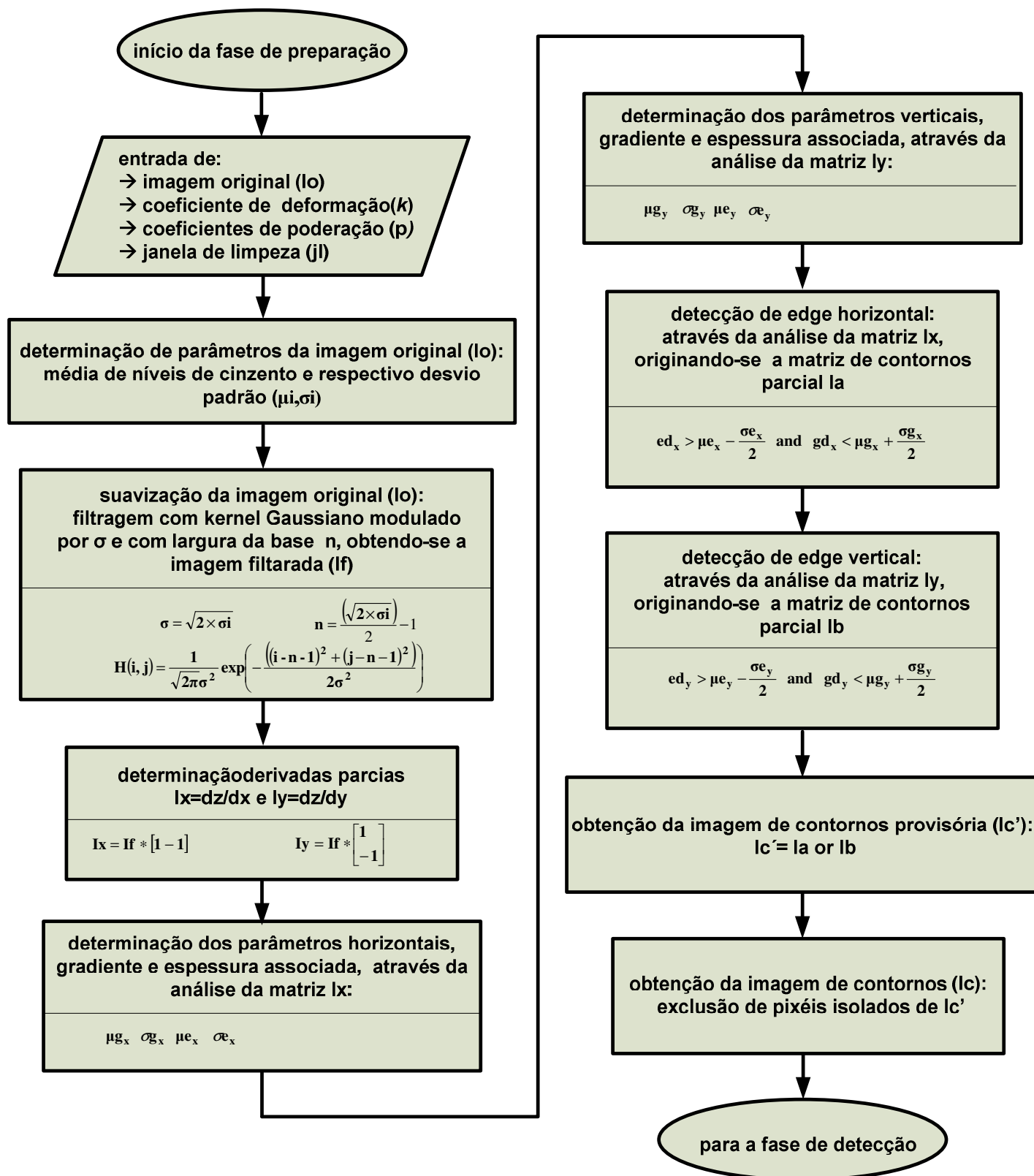


Figura 76 Diagrama de fluxo simplificado: preparação

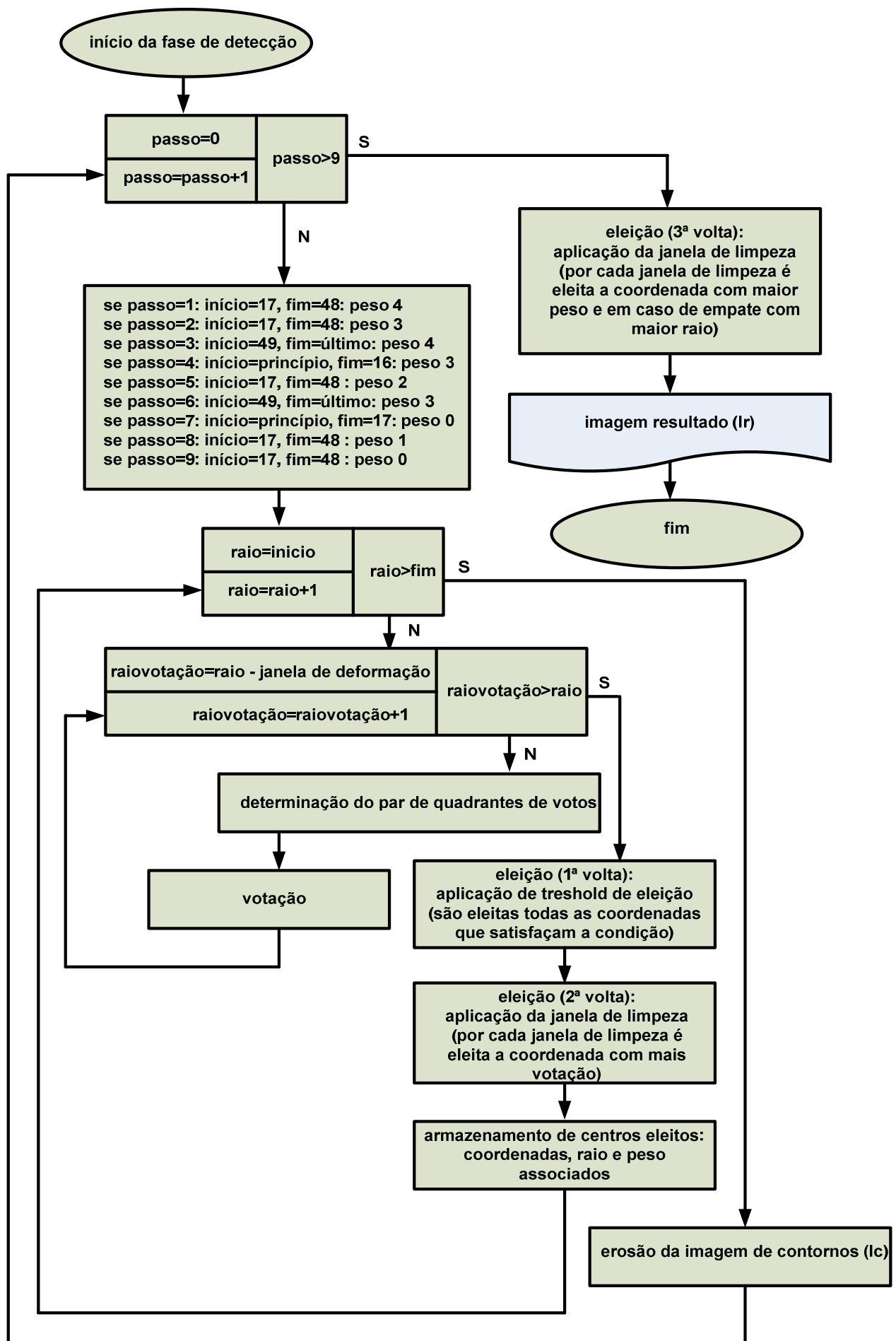


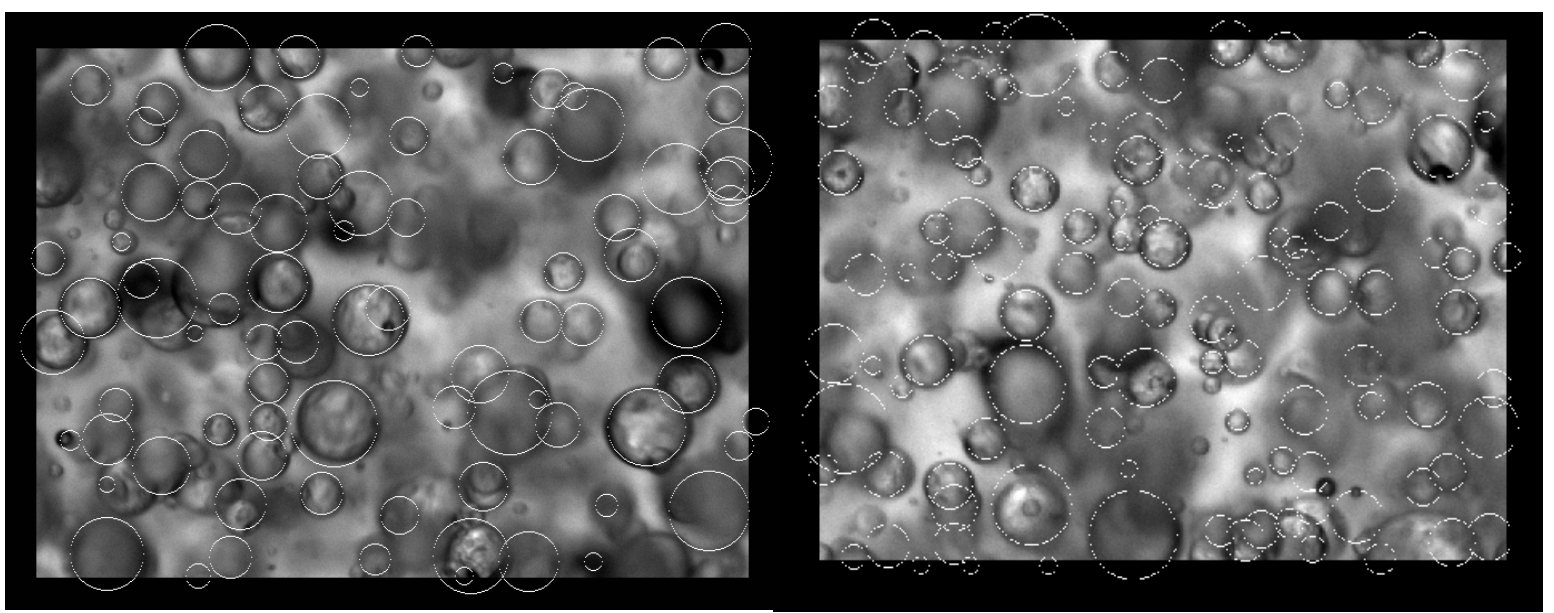
Figura 77 Diagrama de fluxo simplificado: detecção

## 4. DISCUSSÃO DE RESULTADOS E CONCLUSÕES

### 4.1. RESULTADOS

Para avaliar a abordagem efectuada, foram escolhidas duas imagens, mostradas na Figura 78, e compararam-se os conjuntos de gotas obtidas automaticamente (cada gota detectada está marcada com uma circunferência branca sobreposta à imagem original) com as gotas identificadas manualmente. Na Tabela 1 mostram-se os resultados obtidos em termos de valores de *recall* e *precision*. Calcularam-se esses valores como definido na expressão (42), onde TP são positivos verdadeiros (número de gotas correctamente identificadas pelo programa), FN são negativos falsos (gotas existentes não identificadas pelo programa) e FP são os positivos falsos (gotas incorrectamente identificadas pelo programa). Por outras palavras, *recall* mede a proporção de gotas existentes que o programa foi capaz de identificar correctamente, enquanto que *precision* mede a proporção de gotas identificadas pelo programa que estão verdadeiramente correctas.

$$\text{recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad \text{precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (42)$$



**Figura 78 Gotas detectadas pelo programa.**

No caso da primeira imagem, obtiveram-se os resultados apresentados na Tabela 1, coluna “Imagem 1”. Para um raio menor que 7 pixéis, o programa não consegue encontrar nenhuma gota. Como resultados finais, tendo em consideração todos os valores para o raio, obteve-se para esta imagem um valor de *recall* de 0.71 e *precision* de 0.89.

Para a segunda imagem, obtiveram-se os resultados apresentados na Tabela 1, coluna “Imagem 2”. Os resultados foram piores, obtendo-se nesta imagem um total de 0.55 para *recall* e 0.87 para *precision*.



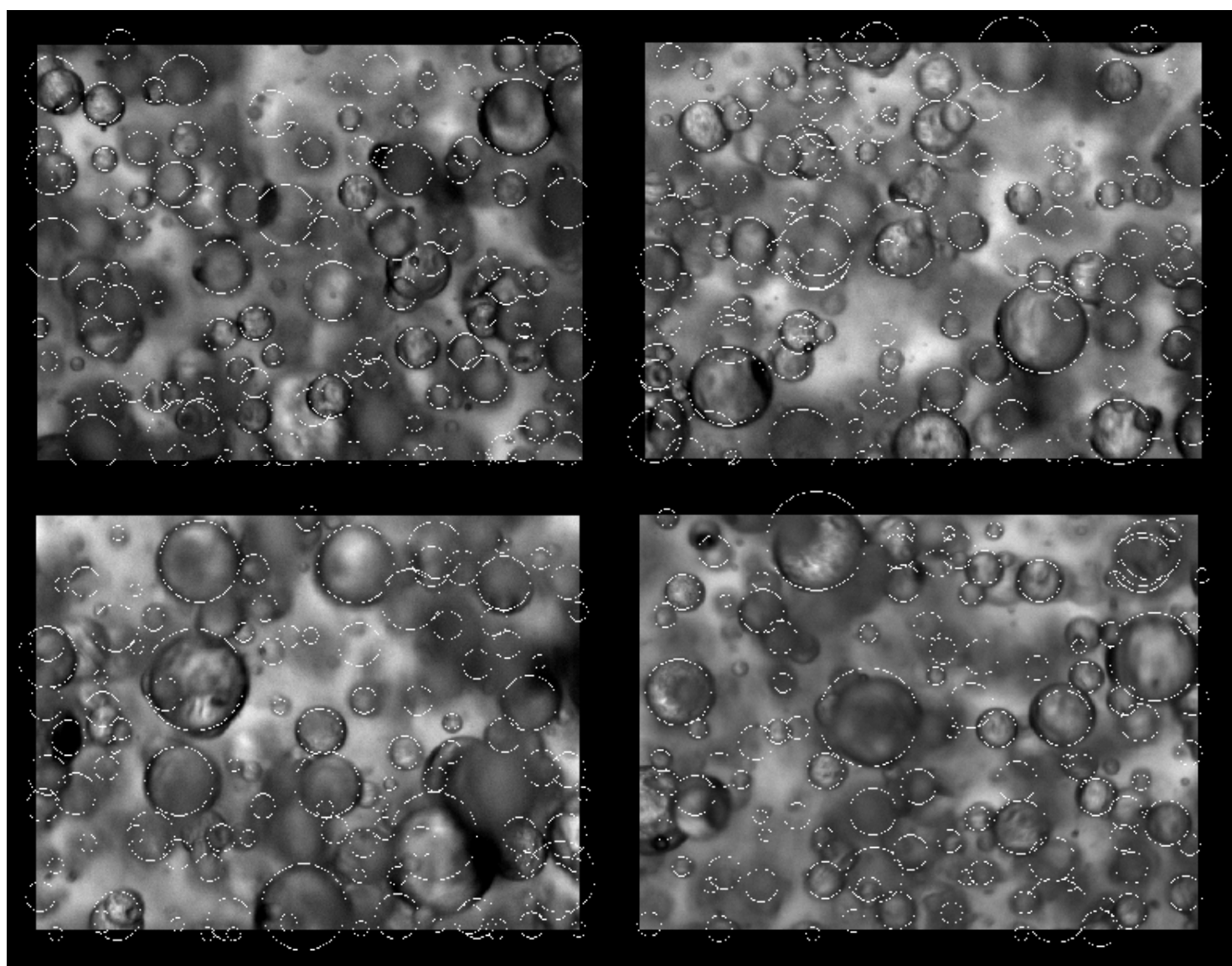
**Tabela 1** *precision e recall* para diferentes raios em duas imagens

Imagem 1						Imagem 2					
Raios (pixéis)	Recall	Precision	Raios (pixéis)	Recall	Precision	Raios (pixéis)	Recall	Precision	Raios (pixéis)	Recall	Precision
7	0.25	1.00	17-19	1.00	0.90	7	0.44	0.80	16	0.57	1.00
8	0.50	1.00	20	0.75	1.00	8	0.50	1.00	17	0.77	1.00
9	0.57	1.00	21	0.60	0.60	9	0.40	1.00	18	0.57	1.00
11	1.00	0.67	22	0.60	1.00	11	0.25	1.00	19	0.50	1.00
13	0.67	1.00	23	0.67	1.00	12	0.25	1.00	20	0.50	0.60
14	0.80	1.00	24	0.33	1.00	13	0.25	0.50	22	0.25	0.33
15	0.67	1.00	25-26	1.00	0.75	14	0.57	0.57	23	0.75	1.00
16	0.75	0.75	28-44	0.81	0.82	15	0.57	1.00	24-44	0.85	0.85

Nesta fase considerou-se que sempre que houvesse coincidência espacial da gota detectada com a gota existente, apesar da existência de algum desfasamento entre ambas, a gota detectada seria classificada como TP (gota correctamente identificadas pelo programa).

A densidade de pixéis de contorno (ds) na Imagem 1 é igual a 1/40 enquanto que na Imagem 2 é igual 1/25. A diferença de densidade poderá ser uma das explicações para a diferença de resultados. Refira-se, no entanto, que o desenvolvimento do algoritmo e do programa consequente teve como referência a Imagem 1. Como tal, os parâmetros foram ajustados às características dessa imagem, sendo posteriormente generalizados, através dos modelos descritos, e aplicados a outras imagens.

A Figura 79 mostra o resultado obtido com outras imagens.



**Figura 79** Algumas imagens processadas

## 4.2. CONCLUSÕES E TRABALHO FUTURO

Neste trabalho apresentou-se um método para a identificação automática de gotas em imagens captadas de uma dispersão líquido-líquido em vaso agitado. Os resultados medidos em duas imagens (71% de gotas reconhecidas numa imagem e 55% noutra), e a inspecção visual noutras imagens, sugerem que o programa é capaz de detectar e classificar uma boa percentagem de gotas.

Como se pretende ter uma distribuição de calibres de gotas a partir dum vasto arquivo de imagens, o resultado final não será afectado caso não se detectem algumas gotas em cada imagem. No entanto a detecção de gotas falsas (ou de calibre errado) pode levar a resultados errados.

Observou-se ainda que a abordagem é menos eficiente para valores menores de raio, uma vez que gotas demasiado pequenas podem ser facilmente confundidas com ruído.

Este trabalho mostra que é possível automatizar a classificação das gotas com bons resultados mas que podem ser melhorados.

Quanto ao trabalho futuro pretende-se, aperfeiçoar os modelos matemáticos e geométricos encontrados de forma a serem mais adaptativos às características das diversas das imagens. Para tal dever-se-á perceber a variação dos diversos parâmetros num lote grande de imagens através da catalogação sistematizada das suas características.

Eventualmente, a análise sistematizada das características das imagens poderá suscitar uma abordagem baseada em técnicas de reconhecimento de padrões.

Deverão ser usadas técnicas de realce e enriquecimento de imagem que valorizem as características que se pretendam evidenciar.

Se possível, se o ambiente experimental o permitir, otimizar o sistema de aquisição de forma a minimizar o aparecimento de gotas sobrepostas.

Por fim, aplicar o algoritmo à vasta biblioteca de imagens e comparar os resultados obtidos com os histogramas de calibres de gotas obtidos com o processo semi-automático das mesmas imagens em trabalhos anteriores de forma a calibrar o algoritmo.

## Referências Documentais

- [1] Ribeiro, M. M. M., Guimarães, M. M. L., Madureira, C. M. N., Cruz-Pinto, J. J. C. —Non-invasive system and procedures for the characterization of liquid-liquid dispersions—Chemical Engineering Journal. 97, 173-182 (2004).
- [2] Ribeiro, M. M. M. — *Medição e Interpretação do Comportamento Hidrodinâmico de Dispersões Líquido - Líquido em Vaso Agitado em Regime Contínuo e Descontínuo*. PhD Thesis, Universidade de Aveiro (2002).
- [3] Gonzalez, C.R. Woods R.E. — *Digital Image Processing Using MATLAB*. Prentice Hall.(2004) ISBN 0130085197.
- [4] Russ, J.C. —*Image Processing handbook*. CRC Press.(2002) ISBN 0-8493-1142-X.
- [5] Shah, Mubarak, — *Fundamentals of Computer Vision*. Computer Science Department. University of Central Florida (1997).
- [6] Schalkoff, Robert J. — *Digital image processing and computer vision*. John Wiley & Sons, Inc,(1989) ISBN 0-471-50536-6
- [7] Wagner M, Vieira C — *Matlab 7&8. Curso completo*. FCA – Editora de Informática Lda (2006) ISBN 978-972-722-354-1.
- [8] ICHIKAWA, K; IZUMID, A M; MURAKAMI, K —*A method of detecting lines using local polar coordinates*; Systems and computers in Japan, vol. 28, no13, pp. 46-54 (1997).
- [9] Brás L.M.R., Gomes E.F., Ribeiro M.M.M, — *Image processing for the estimation of drop distribution in agitated liquid-liquid dispersion*, Conference on Nonlinear Science and Complexity, J.A. Tenreiro Machado, Manuel F. Silva, Ramiro S. Barbosa, Lino B. Figueiredo, Eds, ISBN 978-972-8688-56-2 (2008)
- [10] M. M. M. Ribeiro, E.F.G. Gomes, L.M.R. Brás, M. M. L., Guimarães “Drop distribution determination in a liquid-liquid dispersion by image processing” resumo publicado no Book of Abstracts of the 10th - International Chemical and Biological Engineering Conference - CHEMPOR '2008, 731-732, realizada em Braga, Portugal, de 4 a 6 de Setembro de 2008.
- [11] Brás, L.M.R., Gomes, E.F.G., Ribeiro, M. M. M., Guimarães, M. M. L., “Drop distribution determination in a liquid-liquid dispersion by image processing” artigo completo publicado nos Proceedings of the 10th International Chemical and Biological Engineering Conference – CHEMPOR 2008, Braga, Portugal, September 4-6, 2008, E.C. Ferreira and M. Mota (Eds.), 1772-1777, ISBN: 978-972-97810-3-2

- [12] Ribeiro M.M.M, Gomes E.F., Brás L.M.R., Guimarães M.M.L. — *Drop distribution determination in a liquid-liquid dispersion by image processing*, The Online Journal of Scientific Posters, ISSN 1754-1417 (2008).
- [13] Pacek A. W, Moore I.P.T., Niewnow A.W., Calabrese R.V. — *Video Technique for measuring Dynamics of Liquid-liquid Dispersion During Phase Inversion*, IChemE. Vol.40, 12 (1994), citado em Ribeiro (2002).
- [14] Carter RM, Yan Y, Tomlins K— Digital imaging based classification and authentication of granular food products, Meas.Sci. Technol. 17, 235-240 (2006).
- [15] Faugeras, Olivier -Three-dimensional computer vision —A geometric viewpoint – The MIT press (1996).
- [16] Bassani, Hansenclever de França; Freitas, Alan Neiva — SAPPI Sistema de Auxílio à Pesquisa em Processamento de Imagens-Universidade de Brasília-Instituto de Ciências Exactas-Departamento de Ciência da Computação (2003).
- [17] Broder D, Sommerfeld M— Planar shadow image velocimetry for the analysis of the hydrodynamics in bubbly flows, Meas.Sci. Technol. 18, 2513-2528 (2007).
- [18] Ribeiro, M. M. M., Gonçalves, C., Regueiras, P. F., Guimarães, M. M. L., Cruz-Pinto, J. J. C. — Measurements of toluene-water dispersion hold-up using a non-invasive ultrasonic technique— Chemical Engineering Journal. 118, 47-54 (2006).